



TITLE:

水文量の変動パターン解析とその 水資源計画・管理への応用に関する研究(Dissertation_全文)

AUTHOR(S):

宇治橋, 康行

CITATION:

宇治橋, 康行. 水文量の変動パターン解析とその水資源計画・管理への
応用に関する研究. 京都大学, 1991, 工学博士

ISSUE DATE:

1991-01-23

URL:

<https://doi.org/10.11501/3052602>

RIGHT:

新 制

工

829

京大附図

水文量の変動パターン解析と
その水資源計画・管理への応用に関する研究

1990年9月

宇治橋 康 行

水文量の変動パターン解析と
その水資源計画・管理への応用に関する研究

宇 治 橋 康 行

目 次

序 論	1
第 1 編 水文量の変動パターン解析へのパターン認識概念の応用に関する研究	5
第 1 章 緒 論	7
第 2 章 月単位水文量の変動パターンの解析とデータの模擬発生	9
2.1 緒 言	9
2.2 水文データ解析とパターン認識	10
2.3 パターン認識概念に基づくモデルの基本構成	11
2.3.1 パターンベクトルの構成と分類	11
2.3.2 パターン構造の統計的解析	18
2.3.3 データの模擬発生	19
2.4 実データへの適用	20
2.4.1 パターン分類結果と考察	20
2.4.2 データの模擬発生結果と考察	29
2.5 結 語	33
第 3 章 旬および年単位水文量の変動パターンの解析とデータの模擬発生	35
3.1 緒 言	35
3.2 旬および年単位水文量の解析上の問題点	36
3.2.1 旬単位水文量の解析上の問題点	36
3.2.2 年単位水文量の解析上の問題点	37
3.3 旬単位データの解析モデル	37
3.3.1 特徴抽出	37
3.3.2 パターン解析およびデータ模擬発生モデル	42
3.4 実データへの適用	44
3.4.1 旬単位データへの適用	44
3.4.2 年単位データへの適用	70

3.5	結 語	73
第4章	一雨のパターン分類に基づく計画降雨波形の決定	75
4.1	緒 言	75
4.2	計画降雨波形の決定法	76
4.2.1	実績降雨の引き伸ばし法の問題点	76
4.2.2	一雨降雨のパターン解析に基づく計画降雨波形の決定法	77
4.3	降雨データの抽出法	79
4.3.1	一雨の定義	79
4.3.2	一雨データの抽出法	80
4.4	一雨のパターン解析	80
4.4.1	一雨の特徴抽出	80
4.4.2	一雨のパターン解析	82
4.5	実データへの適用例	83
4.5.1	一雨のパターン解析結果	83
4.5.2	計画降雨波形	87
4.6	結 語	92
第5章	水文時系列データの最適分類	95
5.1	緒 言	95
5.2	最適分類の評価基準	96
5.2.1	小尻-U n n y の評価基準	96
5.2.2	最適分類基準	97
5.3	最適パラメータの探索法	98
5.4	実データに対する最適パラメータの検討	100
5.5	結 語	107
第2編	積雪水量・融雪量の経時変動パターンの推定に関する研究	109
第1章	結 論	111

第2章	積雪期の地表面融雪量の変動パターンの観測と推定	115
2.1	緒言	115
2.2	実験斜面および測定方法	116
2.2.1	実験斜面の概要	116
2.2.2	水文気象要素の観測法	118
2.2.3	土壌水分測定法	119
2.3	地中伝導熱による地表面融雪量の算定	123
2.4	測定結果と考察	127
2.4.1	測定結果の概要	128
2.4.2	地表面融雪量の測定値と計算値の比較	137
2.5	結語	142
第3章	表面融雪量の算定	144
3.1	緒言	144
3.2	観測方法	144
3.3	積雪表面の熱収支	146
3.3.1	水平面日射量の算定	147
3.3.2	長波長放射収支の算定	152
3.3.3	顕熱伝達量の算定	153
3.3.4	潜熱伝達量の算定	156
3.4	測定結果	157
3.4.1	単純な気象因子と日表面融雪量の関係	157
3.4.2	表面融雪量の推定	160
3.5	結語	164
第4章	日単位の融雪量、積雪水量および 積雪深の経時変化パターンの推定	167
4.1	緒言	167
4.2	モデルの基本構成	168
4.2.1	降雪過程	168
4.2.2	積雪層の圧密過程	171
4.2.3	積雪の融雪・冷却・再凍結過程	173

4.2.4	融雪水の浸透過程	178
4.3	実データへの適用	179
4.4	モデルの感度解析	189
4.5	結 語	195
結 論		198
謝 辞		202

序 論

わが国はアジア大陸の東に位置し、アジアのモンスーン地帯に属し、その年平均降水量は全国平均で1,788mmである。この値はイギリス(1,064mm)、フランス(750mm)、西ドイツ(803mm)、スペイン(600mm)、イタリア(1,000)などのヨーロッパ諸国およびカナダ(522mm)、アメリカ合衆国(760mm)などの年平均降水量に比べてはるかに多い。しかし、わが国の人口は1986年10月1日現在およそ1億2,167万人であり、国土の総面積は377,815km²に過ぎない。このように国土に比して人口が多いため、人口1人当りの降水量は6,030 m³/年・人であり、わが国よりも年平均降水量の少ないフランス(7,811 m³/年・人)、スペイン(8,390 m³/年・人)等のヨーロッパ諸国やカナダ(228,099 m³/年・人)、アメリカ合衆国(33,313 m³/年・人)などに比べて逆に少ない¹⁾。さらに、ヨーロッパ大陸の諸河川は、古代、河川水が降雨によって供給されているとは考えられていなかった²⁾ことに示されるように流出は遅く比流量も小さい。これに比して、わが国は国土の6割以上が山地であるためヨーロッパやアメリカ大陸の河川に比べて流路が短く、しかも急勾配であるため流出時間も早く、有効に利用できる水の量はさらに少ない。これに加えて、生活水準の向上に伴う1人当りの使用水量の増加、首都圏に代表される都市への人口の集中あるいは農業形態の変化等によって近年、水需給関係の地域的、時間的アンバランスが顕在化し、古くは昭和39年の東京五輪渇水、記録的な大渇水となった昭和53年の福岡渇水、近年の全国的あるいは西日本各地での冬渇水、さらに平成2年の東京での給水制限、琵琶湖の水位低下、四国の水不足など渇水が頻発している。近年の渇水の頻発には最近の少雨傾向も影響していると言われるが、いずれにしてもわが国の水資源の現状は樂觀できるものではなく、国民に対して節水を喚起すると共に、より効率的な水資源システムの計画・管理および新たな水資源の開発が必要であろう。

利水用貯水池に代表されるような水資源計画あるいは利水計画の策定に当たっては対象地点あるいは対象地域の水文データの頻度解析、時系列解析あるいはデータの模擬発生などの確率・統計的な解析が行われ、これらの結果に基づいて貯水池必要量などの施設の規模が定められる。また、水資源の管理においても、数日以上先の降水量の定量的予測の困難な現状では過去の水文データの確率統計的な性質、特に、時系列特性は重要な情報である。

水文量時系列は、確定的成分としての傾向成分および周期成分と確率的成分としての偶然変動成分からなる³⁾。従来、水文量の時系列特性の解析は確定変動成分を除去した後、確率変動成分を対象として行われてきた。確率変動成分のモデルとしては、これまでにARモデル系を代表に多くのモデルが提案され実用に供されてきた⁴⁾。

前に述べたように、渇水あるいは水不足は日本での水不足により生じるのではなく、水を必要とする地域あるいは時間に必要とする水が不足する⁵⁾、すなわち、水需給関係のアンバランスによって生じる。これは水需要の時間的変動パターンとその空間分布と利用可能水量の時間的変動パターンとその空間分布との時間的、空間的ずれに起因する。水文量時系列中に一定の変動パターンが存在することについては、古くはHurst⁶⁾によってその重要性が指摘されていたが、従来の解析法ではこの点は必ずしも積極的に考慮されてはいなかった。しかし、今後より効率的あるいは高度な水資源計画・管理を行うに当たってはこのような水文量の変動パターン特性を直接解析していく必要がある。

また、水資源計画・管理あるいは新たな水資源の開発に当たっては過去の水文データの確率統計的な解析だけでなく水資源賦存量あるいは利用可能水量の時空間的変動の推定が必要である。このためには流域内の水循環過程の機構の解明が必要である。特に、わが国は国土のおよそ半分が「豪雪地帯対策特別措置法」に言うところの豪雪地帯であり、豪雪地帯は言うに及ばず豪雪地帯を水源に持つ河川流域の住民にとっても雪はきわめて重要な水資源であると言える。雪は流域内での貯留時間が極めて長く、しかも融雪は急激に起こるものではないため降雨に比べて流出時間が長く利用効率の高い水資源である。しかしながら融雪および融雪流出機構の実態は十分解明されているとは言えず、今後、水資源計画・管理および開発をより高度に行っていく行くためには融雪および融雪流出機構の解明が必要であろう。

本論文では、上述の問題点を踏まえ、水資源計画・管理に関する2つの問題を取り扱った。以下に本論文の概要を記す。

第1編では水文時系列の示す変動パターンの解析へのパターン認識概念の応用について検討している。第1章では研究の背景について述べ、第2章ではパターン認識概念を用いた月単位水文データの変動パターンの解析とデータの模擬発生手法を提案し、これを降水量時系列に対して適用しその有用性を示している。第3章では第2章で提案したモデルの他の時間単位データへの拡張について議論し、年降水量および旬降水量データへの適用性を明かにしている。第4章では、水資源計画とは直接関係しないが、より短い時間単位へのパターン認識概念の応用例として一雨降雨のパターン解析を行い、この結果に基づく計画降雨波形の決定法を提案している。さらに、第5章では第2章および第3章で示したモ

デルにおいて用いられた水文データの変動パターンの分類化手法である I S O D A T A アルゴリズムのパラメータ選択法について議論している。

第2編では、水資源としての利用可能水量の算定に不可欠な融雪および融雪流出機構について現地観測結果に基づいて検討している。第1章では融雪に関する研究の現状と研究の目的について述べている。第2章では、実測および積雪下面での熱収支に基づく推定結果から積雪下面での融雪量の実態について検討し、水資源としての重要性を指摘している。第3章では、単純な気象因子および熱収支法による表面融雪量の算定法について検討している。第4章では第2章および第3章の結果を用い、降雪から融雪流出に至る一連の物理過程を考慮した積雪深、積雪水量、密度、融雪流出量の経時変動パターンの算定モデルを提案している。

最後に、本論文で得られた成果を要約して結論としている。

参 考 文 献

- 1) 国土庁長官官房水資源部監修：' 89 水資源便覧、p. 6、山海堂、1989.
- 2) 市川正巳：水文学の基礎、p. 7、古今書院、1973.
- 3) 神田徹、藤田睦博：水文学 - 確率論的手法とその応用 -、pp. 77-88、技報堂、1982.
- 4) 例えば、神田徹、藤田睦博：水文学 - 確率論的手法とその応用 -、pp. 97-143、技報堂、1982.
- 5) N. T. Kottegoda: Stochastic Water Resources Technology, p. 2, The Macmillan Press, 1980.
- 6) Hurst, H. E.: Long-term Storage Capacity of Reservoirs, Transaction of American Society of Civil Engineering, Vol. 16, pp. 770-808, 1951.

第 1 編

水文量の変動パターン解析へのパターン

認識概念の応用に関する研究

第 1 章 緒 論

水資源計画の策定あるいは水資源の管理に当たっては、対象地域の過去の水文データの確率統計的特性の解析と利用が必要であり、頻度解析、時系列特性の解析およびデータの模擬発生などが行われる。水需給関係の時間的変動が重要な水資源問題では、特に、水文量の時間変動パターン特性の把握とデータの不足を補うためのデータの模擬発生が重要である。過去の時系列データの解析からデータの模擬発生を行う研究の分野は Synthetic Hydrology あるいは Operational Hydrology と呼ばれ、Thomas-Fiering¹⁾ による月流量時系列の模擬発生モデルの提案以来多くのモデルが提唱されている。これらのモデルは Panu ら²⁾ によれば次の 5 つに大別される。

- 1) 一次の自己回帰モデル
- 2) D F G N モデル (Discrete Fractional Gaussian Model)
- 3) B L モデル (Broken Line Model)
- 4) A R I M A モデル (Auto Regressive Integrated Moving Average Model)
- 5) d i s - a g r e g a t i o n モデル

これらのモデルの中で最も広く用いられているものは自己回帰モデルであるが、このモデルでは水文時系列中に存在する長期的な持続性は再現できないとされている。Hurst³⁾ によって始めて指摘された水文時系列の持続性はハスト現象と言われハスト係数によって示される。前述のモデルの多くはハスト現象の再現、すなわちデータのハスト数を保存するモデルとして提案されたものである。

一方、Hurst は水文時系列中の持続性をデータの“グループ”としても捉えていた。すなわち、水文時系列中には、例えば低水流量と高水流量あるいは雨期と乾期の降水量などのように明瞭なグループが存在する。このグループの存在は、一年の同じ時期には同じ様な時系列の変動パターンが現れることを示している。しかしながら、これまでこのような時系列中の変動パターンの存在は、時系列解析やデータの模擬発生において考慮されていなかった。最近 Panu ら⁴⁾ はパターン認識の概念を用い、水文時系列中のデータの変動パターンに着目した流量データの模擬発生モデルを提案している。彼らのモデルは時系列が異なる数個の確率法則から生成されるとしたものであり、時系列の物理的発生原因の違いによる母集団の差異を取り入れたものと言えよう。このモデルでは時系列データに対して何の前処理の必要もなく、またデータの確率構造を仮定する必要もない。水文データの解析にデータの示す変動パターンの概念を積極的に導入したことは評価されるべきものであ

るし、時系列の変動パターンを直接取り扱うこのような方法は、水資源計画・管理において有効な手段であると言えよう。しかしながら、彼らのモデルにはわが国の水文データに対しては必ずしもうまく適用できないケースがある。また、彼らは月流量時系列に対してのみ適用を図っており、他の水文データあるいは他の時間スケールのデータに対する適用は行われていない。

ここでは変動パターンの複雑なわが国の水文データへの適用が可能となるように、パターン分類に I S O D A T A アルゴリズムを用い、彼らの方法を拡張したモデルを提案し、月降水量時系列に対してモデルを適用し、その有用性を検討する。

参 考 文 献

- 1) Thomas, H. A. and Fiering, M. B. : Mathematical synthesis of streamflow sequences for the analysis of river basins by simulation, in Design of Water Resources Systems, edited by A. Mass et al., Havard University Press, 1962.
- 3) Hurst, H. E. : Long-term storage capacity of reservoirs, Transaction of American Society of Civil Engineering, Vol. 16, pp. 770-808.
- 2) Panu, U. S., and Unny, T. E. : Stochastic synthesis of hydrologic data based on concepts of pattern recognition, Journal of Hydrology, Vol. 46, pp. 5-34, 1980.
- 4) Panu, U. S., and Unny, T. E. : A feature prediction model in synthetic hydrology based on pattern recognition, Water Resources Research, Vol. 14, No. 2, pp. 335-344, 1978.

第2章 月単位水文量の変動パターンの

解析とデータの模擬発生

2.1 緒 言

ダム貯水池あるいは貯水池群等の建設による水資源の開発計画の策定に当たっては、これらの施設が、その耐用年数にわたって十分に機能することが望まれる。したがって、計画・設計に用いられるデータは、過去の観測データだけでなく、将来、貯水池等が機能する期間内に発生することが予想されるデータをも含めたものでなければならない。このようなデータは、過去の時系列データの解析から模擬発生によって得ることが出来る。このデータの模擬発生に関する分野では、Thomas-Fieringの研究以来¹⁾多くの研究が行われ、主に、水文時系列の示す長期的持属性の再現を目的として、種々の模擬発生モデルが提案され実用に供されてきた^{2), 3)}。

水文データ中にグループが存在することは、Hurst⁴⁾やそれ以前から注目されていたが、最近Panuら⁵⁾はこれらのグループの存在に着目し、グループを構成するデータの集合的性質を用いたパターン認識概念に基づくデータの模擬発生モデルを開発し、これをカナダの月流量時系列の模擬発生に適用した結果、時系列レベル、および月レベルにおいて模擬発生されたデータは、観測データの持つ種々の統計量を十分な精度で再現することを報告している。彼らの用いた手法は従来の時系列解析に見られない新しいものであるが、その最も大きな特徴は、時系列が異なる確率法則に従う複数の確率過程の合成よりなる母集団から生成される、とした点にある。すなわち、彼らが水文パターンと呼んだ水文時系列中に存在する明確なグループ、例えば、高水流量と低水流量、あるいは雨期と乾期は、それぞれ異なる確率法則から生成されると考える所が特徴的である。さらに、彼らのモデルでは、.....解析に用いるデータに対して、確率構造を仮定する必要はないと言う利点がある。

本論文では、変動パターンの複雑なわが国の水文データの特性を考慮し、水文パターンの分類にISODATAアルゴリズムを用いることにより、Panuらのモデルを修正拡張した新しいモデルを提案する^{6), 7)}。さらに、このモデルを北陸地方の3地点の月降水量データに適用し、降水量の変動パターンの解析、およびデータの模擬発生を行う。

2.2 水文データ解析とパターン認識

パターン認識あるいはその一分野である文字認識、音声認識および画像認識等に関しては多くの成書が見られる^{8),9)}。ここでは、水文データ解析に関連するパターン認識の概念や手法について概説する¹⁰⁾。はじめに、以下に示す基本的な用語の定義を述べる。

(1) 対象 (object) ……われわれが認識・分類しようとする物、物理現象および概念などである。ただし、水文データの解析においては、与えられた全観測系列が対象となるのではなく、一年のある期間、これをシーズンと言う、に対応する水文時系列の一部分を言う。

(2) パターン認識 (pattern recognition) ……対象について観測を行い、この観測情報から、特性あるいは属性を抽出し、対象を識別可能なある種の集合に分類することである。

(3) パターンベクトル (pattern vector) ……対象に関して行われた観測 (measurement) から得られた n 個の観測値の集合 (X_1, X_2, \dots, X_n) を要素とする n 次元ベクトル $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ を言う。ここでは、パターンベクトルを単にパターン (pattern) とも言う。例えば、後述する金沢の月降水量の例では、一シーズンが3ヶ月間であるので、パターンベクトルは各月の月降水量を要素に持つ3次元ベクトルとなり、 $X = (247.0, 270.0, 91.0)$ のように表される。

(4) 特徴ベクトル (feature vector) ……パターンベクトルの中には、パターン認識を行うのに無意味な情報が含まれている可能性があるが、認識に有効な特性あるいは属性を特徴 (feature) と呼び、特徴を要素に持つ m 次元ベクトル ($m \leq n$) を特徴ベクトルと言う。パターンベクトルの要素から特徴を抽出することを特徴抽出 (feature extration) と言う。ただし、本章で扱う月単位データでは、前述のパターンベクトルは、必要なすべての情報を含み、かつ不必要な情報を含んでいないためパターンベクトルのみについて解析を行なった。

(5) パターンクラス (pattern class) ……類似したパターン同志がつくる集合のことであり、単にクラス (class) とも言う。パターン間の類似度の尺度としては、通常、種々の距離を用いる。

(6) 標準ベクトル (reference vector) ……一つのパターンクラス内のパターンベクトル (特徴ベクトル) を代表するようなパターンベクトルを言う。一つのパターンクラスに属するパターンベクトル群の標準ベクトルからの隔たりは、標準ベクトルの要素の周りのパターンベクトルの要素の確率分布によって表される。したがって、標準ベクトルは、

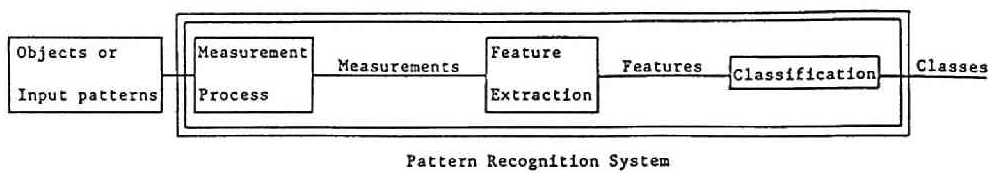


図 2.1 パターン認識システムの概要

統計的な平均値の意味において、パターンクラス内のパターンを代表すると言える。

これらのパターン認識の一般的な手順は図 2.1 のように表される¹¹⁾。

2.3 パターン認識概念に基づくモデルの基本構成

パターン認識の概念に基づく水文データの解析およびデータの模擬発生モデルは、図 2.2 のフローチャートに示されるように、1) パターンベクトルの構成と分類、2) パターン構造の統計的解析、3) データの模擬発生アルゴリズムの3つの過程から構成される。

2.3.1 パターンベクトルの構成と分類

モデル構成の第一段階であるパターン分類は、さらに、パターンベクトルの構成およびパターンベクトル群の分類手順からなる。

1) パターンベクトルの構成 水文データの解析にパターン認識の概念を適用するためには、まずN年間の時系列データを対象に分割し、パターンベクトル群を得る必要がある。前述の定義から、時系列データの対象への分割と言うのは、図 2.3 (a)、(b) に示すようにN年間のデータを物理年あるいは水文年等に従ってN個のセグメントに分割し、さらに各年をK個のシーズンに分割することである。

Panur¹²⁾は、各セグメントのシーズンへの分割においてコレログラム解析およびペリオドグラム解析によりシーズンの数と長さを決定し、さらに、ピーク・バレー解析により各シーズンの開始時期を定めている。ここで、ピーク・バレー解析とは、時系列 $\{r_i, i = 1, 2, \dots, T\}$ において、 $r_{i-1} < r_i > r_{i+1}$ ならばピークの生起、 $r_{i-1} > r_i < r_{i+1}$ ならばバレーの生起、それ以外の場合はピーク・バレーとも不生起として各々の頻度を求めるものである。本論文では、後述するわが国における水文データの特徴から、さらに、各月の値が年最大あるいは年最小となる年数および年平均値以上あるいは以下となる年数

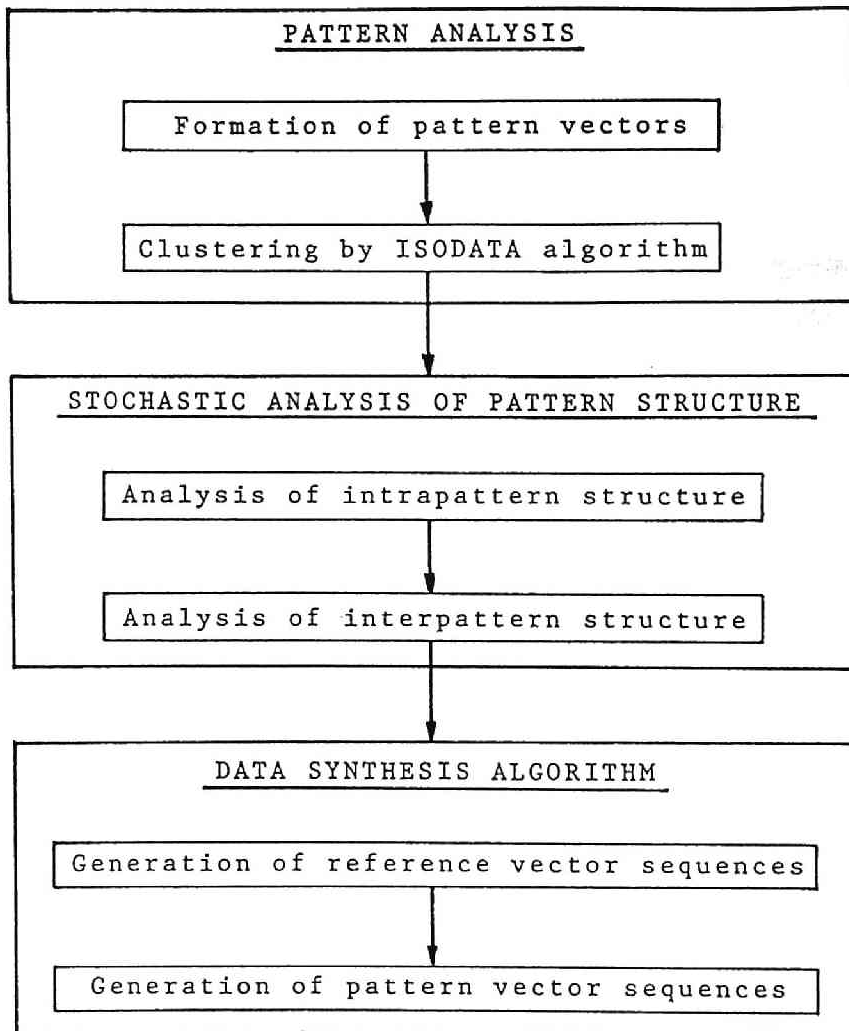
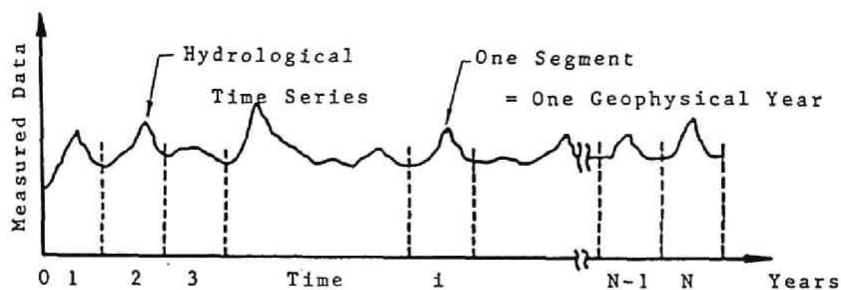
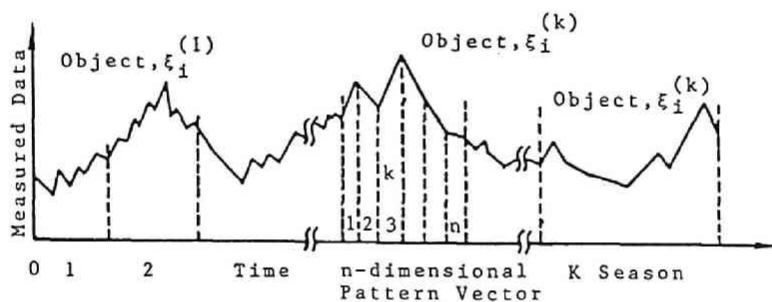


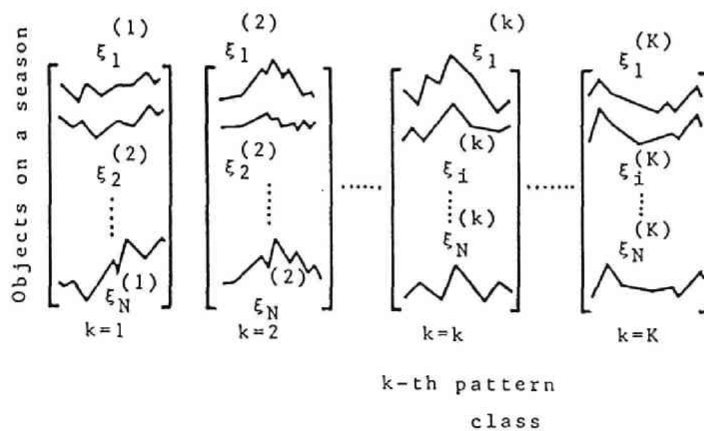
図 2.2 パターン認識概念に基づく水文データの
模擬発生モデルのフローチャート



(a) 時系列のセグメントへの分割



(b) セグメントの対象への分割



(c) パターンクラスの構成

図 2.3 水文時系列データのパターンベクトルへの分割の概念図

も用いたが、詳細はモデルの適用例の所で述べる。これらの情報に基づいて、 N 年間の時系列データは $N \times K$ 個の対象に分割され、1シーズン内の n 個の観測値を成分要素とする $N \times K$ 個の n 次元パターンベクトルが形成される。

2) パターン分類 Panuらは、図2.3(c)に示すように、シーズンの背後に存在する物理現象を念頭に置き、同じシーズンに生起するパターンは年ごとに異なっているが、これらは同じパターンクラスに属するものであると考え K 個のパターンクラスが存在すると考えた。すなわち、彼らは時系列を生成する確率法則は各シーズンごとに異なるが、同一シーズンでは同じであるとした。彼らの対象としたデータに対して、最小距離規準と要素誤認規準を用いることにより、これらのパターンをほとんど誤認無く認識できることを示している。

図2.4に1975年12月から1984年11月までの10年間の金沢の月降水量を示すが、図中には12月から11月までを一年としたときの各年の最大値および最小値を記録した月を同時に記入してある。図から分かるように、この10年間を見ても年最大値、年最小値を記録する月は毎年同じではなく、7、8月のように年最大にも年最小にもなる月もある。また、一年の中の変動パターンも年ごとにかなり異なっていることが分かる。通常、われわれが時系列の対象への分割を通じて手にするものは、 n 次元空間の一点としてのパターンである。パターンを数学的、統計的に処理する場合、空間上で互いに近接し

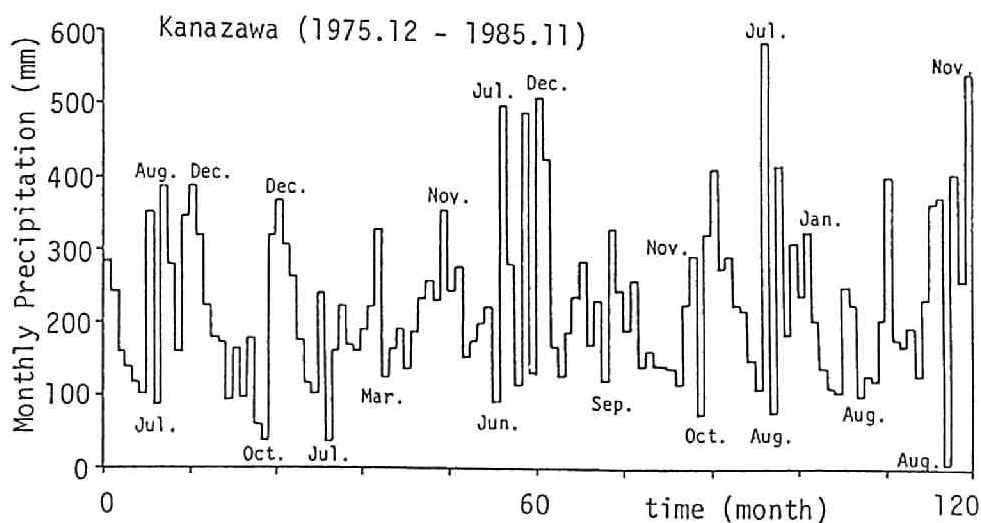


図 2.4 金沢の月降水量の変動パターンの例

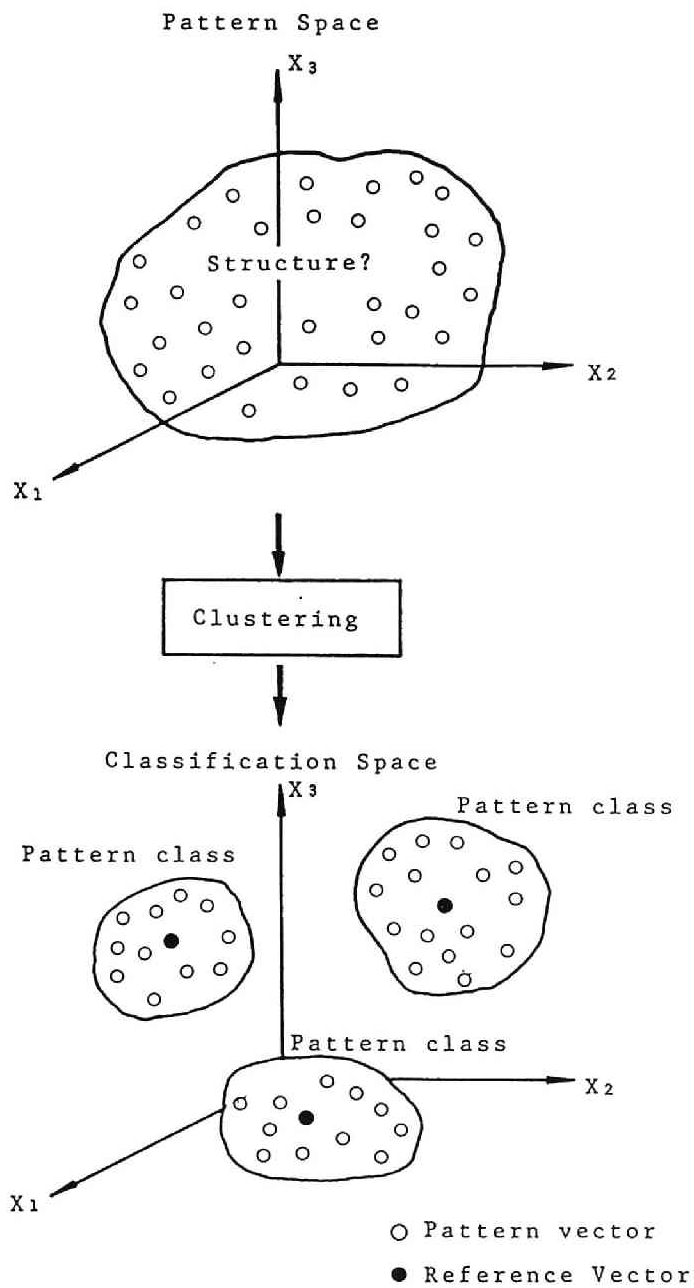


図 2.5 パターン空間分割（パターン分類）の概念図

たパターンは、そのパターンを発生させた物理法則がまったく異なっているにもかかわらず同一のパターンクラスに属すると見なされる。したがって、複雑な変動パターンを示すわが国の水文データに対しては、同一シーズンに生起するパターンが同一パターンクラスに属すると考えるとPanuらの用いた分類規準では多数の誤認が生じる。

本研究ではこれらの点を考慮し、シーズンとパターンクラスとの1対1の対応は前提とせず、図2.5に示すように $N \times K$ 個のパターンから構成されるパターン空間の構造については、何の先見的情報をも持っていないと言う立場に立ち、すべてのパターンをクラスタリング手法により分類することとした。この方法によれば、各シーズンに各パターンクラスに属するパターンがどれくらい生起したかと言う分類結果によって、各シーズンの特性および年間の変動パターンについて言及できる。また、シーズンとパターンクラスが1対1に対応している場合には、クラスタリングにより同一シーズンには同じパターンクラスに属するパターンのみが生起する結果が得られるであろう。したがって、シーズンとパターンクラスの対応については、本研究での考え方のほうがPanuらの分類規準より一層広い適用性を持っているものと思われる。ここではパターンの分類化手法としてISODATAアルゴリズムを用いた。次にISODATAアルゴリズムについて述べる。

3) ISODATA アルゴリズム¹³⁾ ISODATAアルゴリズムは、BallとHallによって考案されたもので、アルゴリズムの一般的な手順は以下のようである。

第0ステップ …… 初期値パラメータおよび閾値パラメータを与える。

第1ステップ …… 与えられた N_0 個の初期クラスター中心に対して、すべての観測パターンをユークリッド距離を尺度として最も近いクラスター中心に割り当てる。この結果、クラスター C_j に割り当てられたパターン数が、クラスターを形成するために必要な最小パターン数であるパラメータ M_0 より小さければこのクラスターを棄却し、すべてのパターンを残ったクラスターに対して割り当て、クラスター内の平均ベクトル

$$Z_j = (1/N_j) \sum_{i=1}^{N_j} x_i \quad (1)$$

を用いてクラスター中心を置き換える。ここに、 N_j はクラスター C_j に属するパターンの数、 x_i はパターンベクトルである。式(1)からクラスター中心 Z_j は前述の標準ベクトルであることが分かる。

第2ステップ …… 各クラスター C_j に対して、クラスターの中心から各点までの距離の平均 d_j 、標準偏差ベクトル $\sigma_j = (\sigma_{1j}, \sigma_{2j}, \dots, \sigma_{nj})$ およびクラスター内の距離

d_j の全クラスターにわたる平均量 d を、それぞれ次式により計算する。

$$d_j = (1/N_j) \sum_{i=1}^{N_j} \|X_i - Z_j\| \quad (2)$$

$$\sigma_{ij} = \{ (1/N_j) \sum_{k=1}^{N_j} (x_{ik} - z_{ij})^2 \}^{1/2} \quad (3)$$

$$d = (1/M_m) \sum_{j=1}^{M_m} N_j d_j \quad (4)$$

ここに、 M_m は第 m 回目の反復計算で形成されているクラスターの数である。

第3ステップ …… 第3ステップはクラスターの分割および結合である。クラスター C_k 内のパターンの各要素の標準偏差の最大値が、与えられたパラメータ σ_p より大きければ、その軸に沿ってクラスターを分割する。2つのクラスター C_k と C_l のそれぞれのクラスター中心 Z_k と Z_l の間の距離が、与えられたパラメータ δ より小さければ、これら2つのクラスターは別個のクラスターとは見なさず2つのクラスターを結合する。

表 2.1 ISODATA アルゴリズムに用いたパラメータ

Parameter	Value		
	Kanazawa	Fukui	Toyama
M_0	1	1	1
Z_0	(0,0,0)	(0,0,0)	(0,0,0)
M	9	9	9
M_s	10	15	6
σ_p	40	40	36
δ	100	70	83
L	1	1	1
I_{max}	200	200	200

第4ステップ ……最後のステップは、以上のステップを与えられた回数 I_{\max} だけ反復することである。

クラスター分析の統計的推測の面については、今なおほとんど何も知られておらず、指定する必要のある各種パラメータの値を選択するの一般的な指針や、データの持つ簡単な統計的性質からパラメータを決定する方法もない¹⁴⁾。これは一つには次のような理由によるものと思われる。すなわち、どの様なパラメータを与えても何等かの分類結果（分類されない場合も含めて）が得られる。問題はアルゴリズムの利用者が何を分類したいかあるいは分類結果を何に用いたいかにある。目的により与えるべきパラメータも当然異なってくるからである。筆者らの目的は、単にシーズン内の水文時系列の変動パターンの差を認識分類するだけでなく、この結果を用いてデータの模擬発生を行うことにある。この目的のためにどのようなパラメータを選択すべきか、すなわち最適パラメータの選択基準とパラメータの値についての詳細は第5章に述べる。

ここでの計算に用いたパラメータは第5章で述べる最適選択基準により決定されたパラメータであり、この値を表2.1に示す。最大反復回数 I_{\max} としては十分大きな値をとればよく、ここでは $I_{\max} = 200$ を用いたが、通常十数回から数十回の計算で収束する。

2.3.2 パターン構造の統計的解析

1) パターン内構造の解析 ISODATAアルゴリズムを用いてパターン分類を行った後、各パターンクラスのパターン内構造 (intrapattern structure) の解析を行う。任意のパターンクラスのパターン内構造は、クラスターを構成する各パターンの標準ベクトルのまわりの確率分布で表わされ、ここでは多変数正規分布を用いる。もし、第 j パターンクラスに属するパターンの各要素が多変数正規性を満たさない場合には、各要素の周辺正規性を検定し、正規性を満たさない要素に対して Hinkley変換¹⁵⁾あるいはBox-Cox変換¹⁶⁾等を行い、多変数正規分布とすればよい。第1パターンクラスが多変数正規分布は

$$p(x_1) = (2\pi)^{-n/2} |C_1|^{-1/2} \cdot \exp \left\{ -1/2 (x_1 - z_1)^T C_1^{-1} (x_1 - z_1) \right\} \quad (5)$$

と表わされる。ここに、 X_1 は第1パターンクラスのパターンベクトル、 C_1 は第1パターンクラスの分散共分散行列、 Z_1 は第1パターンクラスの標準ベクトルであり、分散共分散

行列 C_i は、次式で求められる。

$$C_i = (1/N_i) \sum_{j=1}^{N_i} (x_{ij} x_{ij}^T - z_{ij} z_{ij}^T) \quad (6)$$

ｂ) パターン間構造の解析 パターン間構造 (interpattern structure) は、あるシーズンに生起したパターンと次シーズンに生起するパターンとの依存関係を示すものであり、ここでは、一次の Markov 連鎖を用いた。すなわち、あるシーズンに生起するパターンは前シーズンに生起したパターンのみによって決まる。第 1 パターンクラスから第 m パターンクラスへの遷移確率は、シーズンごとに異なるので、過程は non-homogeneous である。更に、水文過程の周期性を仮定すれば、第 $(k-1)$ シーズンにおいて第 1 パターンクラスに属するパターンが生起したとき第 k シーズンにおける第 m パターンクラスに属するパターンの生起確率は、次式となる。

$$p(Z_{k+1}) = \begin{cases} p(z_{1*}(k) | z_1(k-1)), & k \geq 2, \dots, K \\ p(z_{1*}(k) | z_1(K)), & k = 1 \end{cases} \quad (7)$$

第 $(k-1)$ シーズンにおいて第 1 パターンクラスに属するパターンが生起したとき、第 k シーズンにおいて第 m パターンクラスに属するパターンが生起する確率は

$$p(Z_{k+1}) = \beta_{1*}(k) / \beta_1(k) \quad (8)$$

によって求められる。ここに、 $\beta_{1*}(k)$ は、第 $(k-1)$ シーズンにおいて第 1 パターンクラスに属するパターンベクトルの中で、第 k シーズンに第 m パターンクラスに属するパターンベクトルに遷移するものの総数。 β_1 は第 $(k-1)$ シーズンにおける第 1 パターンクラスに属するパターンベクトルの観測総数である。

2.3.3 データの模擬発生

(1) および (2) で定められたパターン内およびパターン間の統計的構造に基づいて、データシミュレーションは以下のように行われる。その手順は、まず、初期値として前シ

ーズンに生じたパターンの属するパターンクラスを与え、一様乱数を発生させ、一次の Markov 遷移行列に従って各シーズンに生じるベクトルの属するパターンクラスを定める。後述の金沢の解析例のように15のパターンクラスに分割されたような場合には、遷移確率行列に従って、3, 8, 2, 14, 4, 15, 6, ……のようにパターンクラスが定められる。これらのパターンクラスに標準ベクトルを対応させることによって標準ベクトル系列が得られる。次に、正規乱数を用い、各パターンクラスの多変数正規分布にしたがって、次の最小距離基準を満たすパターンベクトルを発生させ、標準ベクトル系列をパターンベクトル系列に変換する。すなわち、前ステップで定められたパターンクラスの標準ベクトルに距離が最も近いようなパターンベクトルを模擬発生させる。

$$\|x_j - z_l\| < \|x_j - z_j\|, j = 1, \dots, M; l \neq j \quad (9)$$

ここに、 x_j は模擬発生されたパターンベクトルであり、 z_l は今発生させようとしているパターンベクトルが属するべきパターンクラスの標準ベクトル、 M はパターンクラスの数である。

2.4 実データへの適用

2.4.1 パターン分類結果と考察

1) パターンベクトルの構成 解析に用いたデータは金沢（1886年から1988年までの103年間）、福井（1897年から1984年までの88年間）、富山（1939年から1985年までの47年間）の3地点における月降水量データである。

図2.6および図2.7に各地点のコレログラムおよびペリオドグラムをそれぞれ示す。また、図2.8にピーク・バレーの解析結果を、図2.9に年平均値を越える回数 N_a 、および年平均値以下になる回数 N_b を示すが、図2.6から3地点のデータとも、一年周期のほかに弱い3～4ヶ月周期の存在がうかがえる。図2.7のペリオドグラムを見ると、1年、6ヶ月、および3ヶ月周期の存在が分かる。さらに、図2.9から、3、4、5月は年平均以下になる回数が非常に多く、また、年最大を記録することもほとんどないことから、3地点とも、3ヶ月を1シーズンとして1年を4シーズンに分割することとした。各シーズンには、比較的大きなピークまたはバレーを一つ含むようにすること、および各月が年最大あるいは年最小となる回数が多い月を参考にし、3地点とも、図2.8に示すよう

に第1シーズンを12月～2月、第2シーズンを3～5月、第3シーズンを6～8月、第4シーズンを9～11月とした。この結果は、第1～4シーズンをそれぞれ冬、春、夏、秋とすれば、気象学的季節分けとも一致する。対象3地点とも北陸地方であり同じ気候帯に属するため、同じシーズン分割結果となったものと思われる。この結果、金沢では $10 \times 4 = 400$ 個、福井では $87 \times 4 = 348$ 個、富山では $46 \times 4 = 184$ 個のパターンが得られた。表2.1に示したパラメータを用いてアルゴリズムを実行した結果、金沢、福井、富山でそれぞれ15個、13個、11個のパターンクラスに分割された。得られた標準ベクトルを図2.10に、また、各パターンクラスに属するパターンベクトルの各シーズンでの生起数とともに表2.2に示す。

パターン解析の結果について見ると、金沢では第1シーズンには第5、第10、第12、第14および第15パターンが全体の8割を占めている。これらはいずれも多降水パターンであり降雪の形での冬季の降水量が毎年多いことを示している。第2シーズンではシーズン中の降水量の変動が少なく、しかも、最も降水量の少ない第1、第4および第6パターンが約8割を占め、残るパターンも多雨パターンは少なく、このシーズンが一年の中で最も雨の少ない時期であることを示している。第3シーズンは梅雨を含むシーズンであるが、表2.2に示されるように第1、第4および第6パターンが48回生起しており、ほぼ2年に1回は梅雨ときにもそれほど雨が降らないことを示している。金沢の梅雨は6月10日頃から7月20日頃までであるが、第8、第9および第13パターンが多く生起していることから7月が梅雨の最盛期であり、6月は梅雨入り後のいわゆる梅雨の中休みのために、それほど降水量が多くないことが分かる。第4シーズンでは、秋雨前線や台風の有無により第3シーズン同様多くの降水パターンが現われているが、第1、第2、第3、第5、第7および第11パターンが卓越している。このように、ここでの解析例では1シーズンが1パターンクラスに対応している場合は見られなかったが、各シーズンには3～6個の卓越するパターンが存在し、各シーズンの降水パターンを特徴づけていることが分かる。福井、富山の両地点も金沢と同じ気候帯に属するために、金沢とほぼ同じ様な降水の変動パターンを示している。

3地点の合計39個のパターンクラスについて Kolmogorov-Smirnov 検定を行った結果、各パターンクラスに属するパターンベクトルの標準ベクトルのまわりの多変数分布は、有意水準5%で多変数正規分布であると見なされた。また、各パターンクラス間の相関係数を求めた結果、各相関係数は十分小さく、3地点とも各パターンクラスは互いに独立であると見なせた。

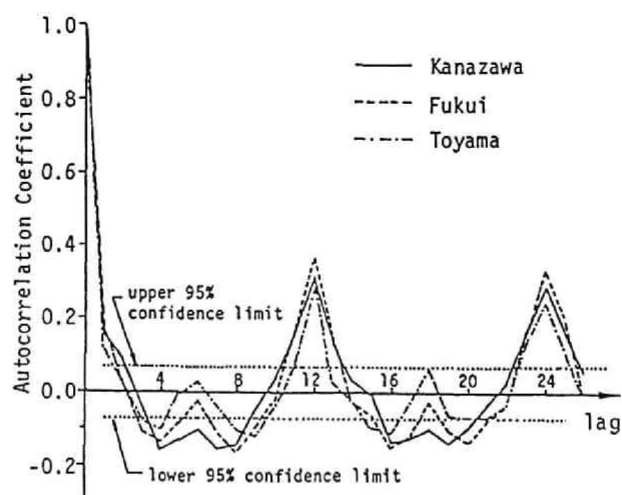


図 2.6 月降水量のコレログラム

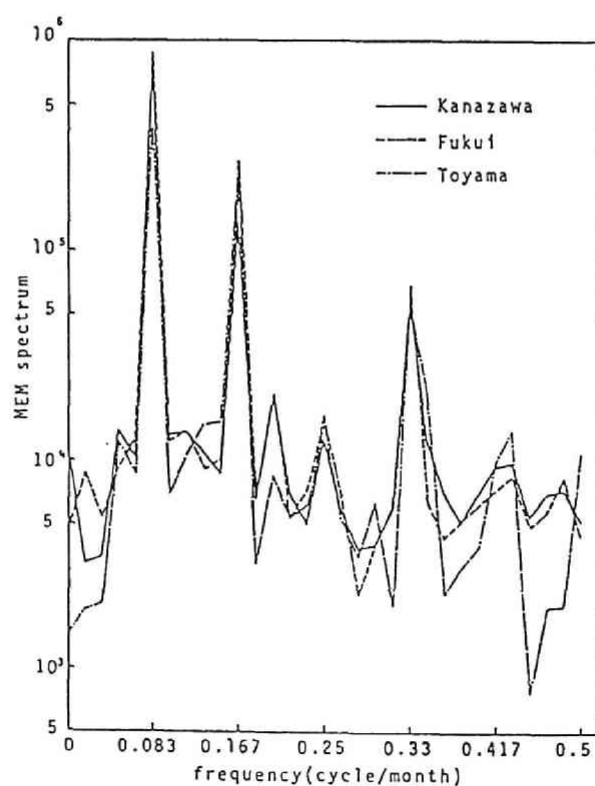


図 2.7 月降水量のペリオドグラム

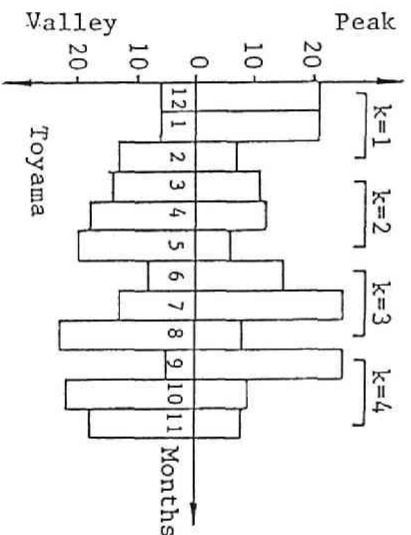
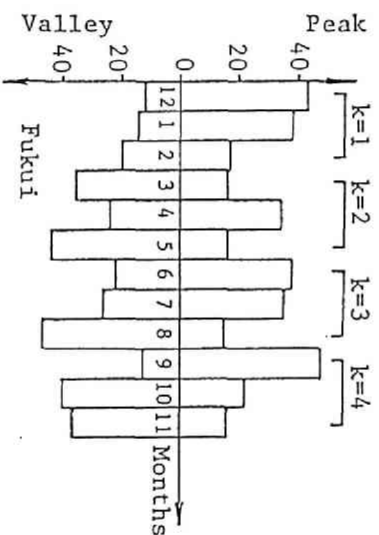
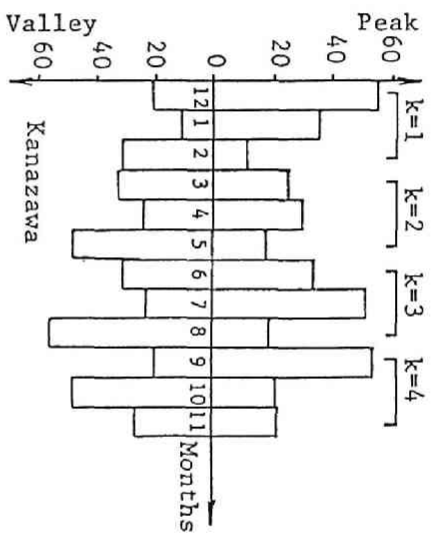


図 2.8 ヒーグ-ハル-ヒストグラム

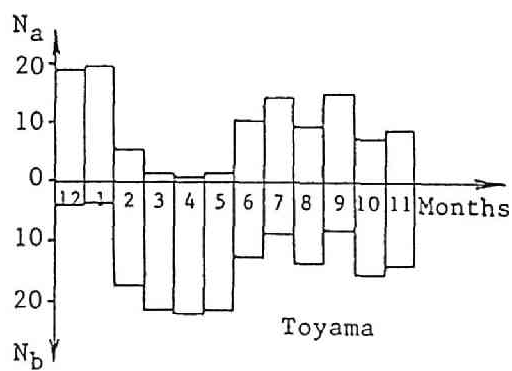
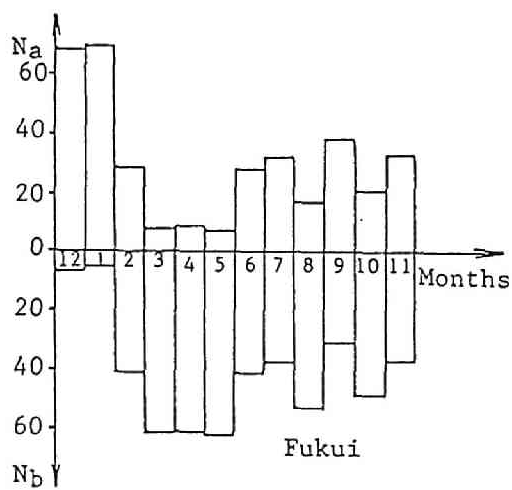
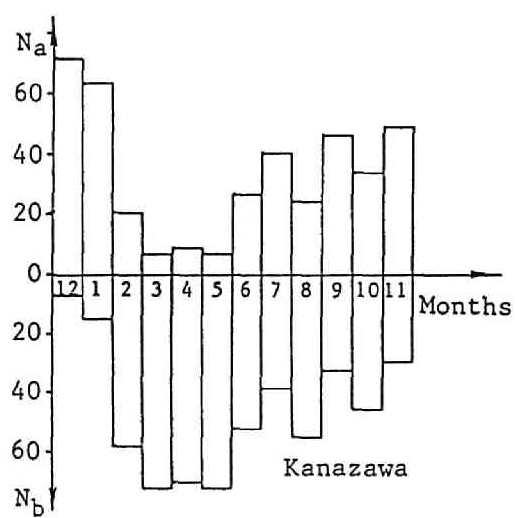
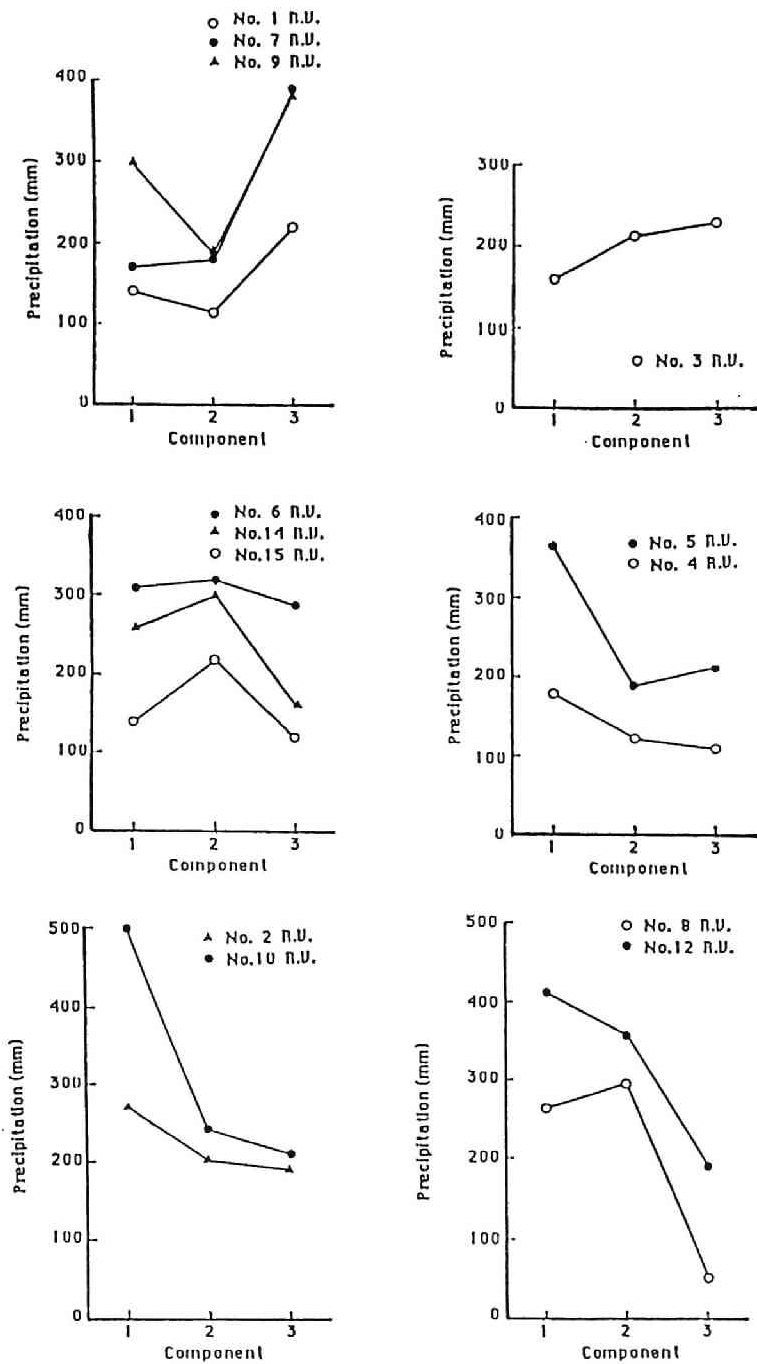
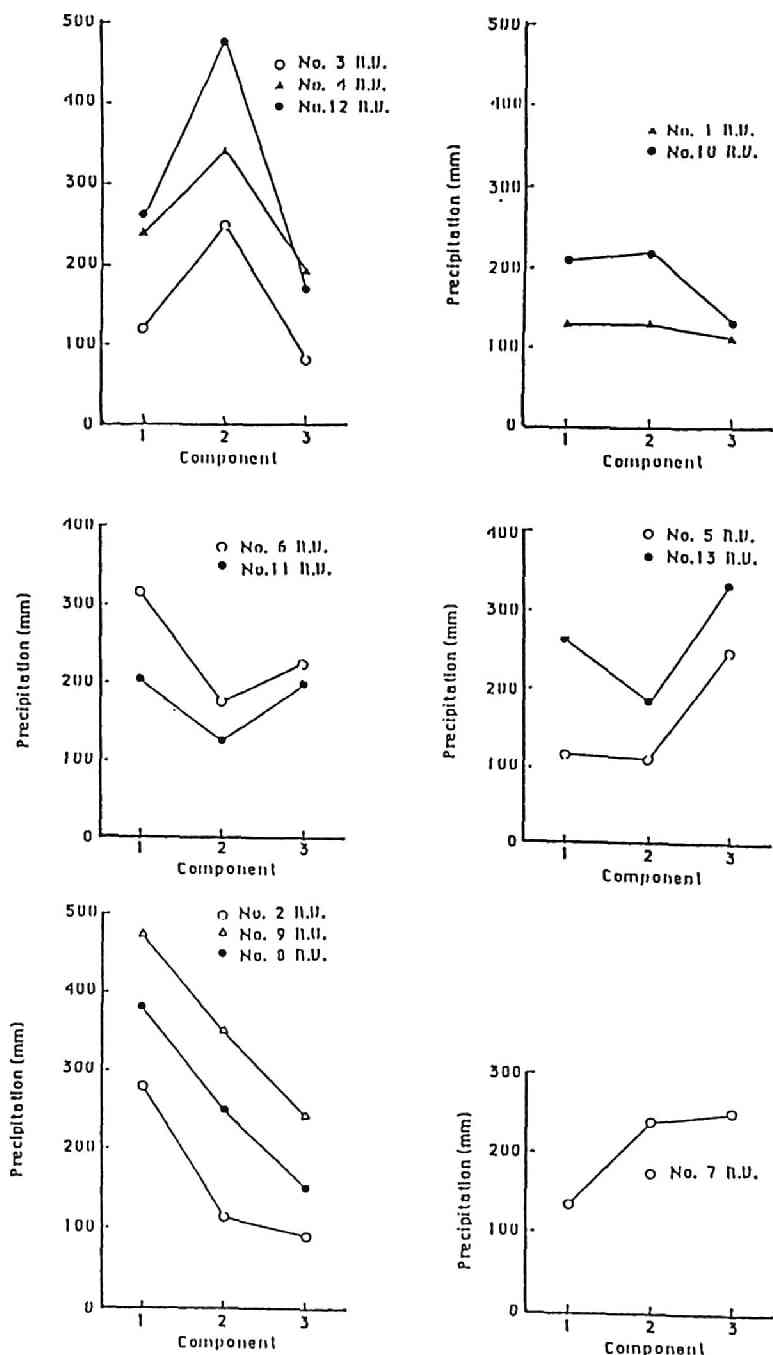


図 2.9 月降水量が年平均値以上および以下となる回数



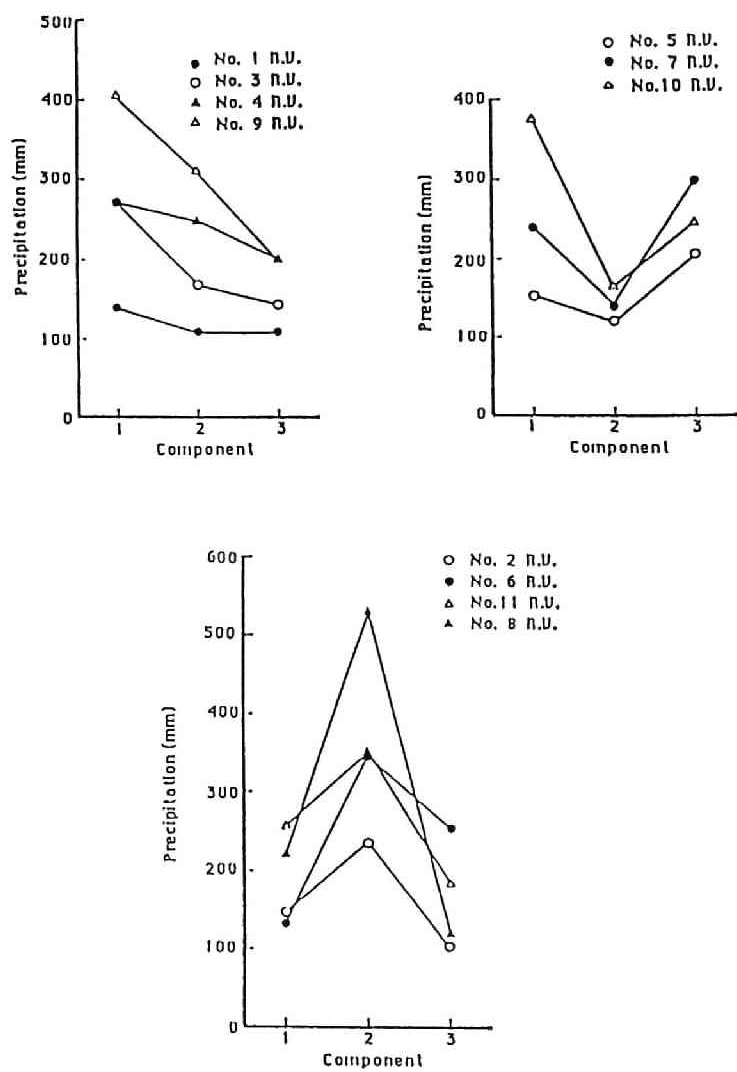
(a) 金沢

図 2.10 標準ベクトル



(b) 福井

☒ 2.10 (続 き)



(c) 富山

図 2.10 (続 き)

表 2.2 標準ベクトルおよび各シーズンにおける標準ベクトルの生起回数

(a) 金沢

Cluster Number	Reference Vector			Standard Deviation			Number of Occurrence				
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	4	Total
1	142.0	115.3	220.1	45.9	34.5	43.1	0	13	11	10	34
2	269.5	201.0	188.1	30.6	41.2	39.7	14	6	6	12	38
3	164.7	213.0	230.4	25.8	27.7	36.1	2	9	9	11	31
4	178.7	122.9	109.0	44.5	36.5	33.9	0	45	20	4	69
5	364.6	189.5	211.9	31.5	40.0	45.3	14	0	1	12	27
6	139.9	216.7	114.8	38.6	39.2	30.2	5	26	17	4	52
7	171.4	180.4	390.7	40.3	58.4	83.0	1	0	1	9	11
8	268.2	298.1	52.3	55.9	45.0	36.0	1	0	10	0	11
9	209.4	520.4	170.6	85.7	79.7	64.3	6	0	6	2	14
10	497.0	240.4	206.1	50.0	56.4	88.7	15	0	0	5	20
11	300.5	190.0	380.5	47.2	53.5	75.6	0	0	3	14	17
12	410.3	356.1	190.8	48.4	51.6	25.0	17	0	1	2	20
13	116.6	330.1	241.1	44.8	34.7	51.3	1	1	10	7	19
14	312.9	324.1	280.4	46.1	44.9	44.7	10	0	1	4	15
15	261.1	304.2	160.9	42.3	38.2	23.0	14	0	4	4	22

(b) 福井

Cluster Number	Reference Vector			Standard Deviation			Number of Occurrence				
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	4	Total
1	132.5	131.9	121.9	28.5	34.3	30.6	0	50	13	14	77
2	282.0	112.9	91.4	36.3	39.2	32.7	0	4	13	5	22
3	120.2	251.3	83.6	33.9	44.7	34.4	0	6	13	5	24
4	237.9	341.0	191.9	56.8	32.7	44.8	21	1	4	2	28
5	116.4	108.6	247.1	36.9	38.7	54.7	0	8	5	8	21
6	317.2	175.5	224.8	41.8	39.9	25.7	9	0	3	13	25
7	134.6	238.5	251.0	44.6	39.8	43.4	1	2	9	6	18
8	472.2	351.5	242.2	89.8	75.0	78.0	16	0	0	1	17
9	381.3	250.8	151.6	40.4	45.8	32.0	21	0	2	5	28
10	210.0	222.3	127.1	33.5	34.6	46.5	7	10	12	6	35
11	203.0	128.0	197.8	29.2	40.7	29.6	1	9	7	15	32
12	254.8	480.8	172.4	71.4	63.8	68.9	11	0	6	0	17
13	265.3	185.0	331.6	63.4	61.8	49.3	3	0	3	10	16

(c) 富山

Cluster Number	Reference Vector			Standard Deviation			Number of Occurrence				
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	4	Total
1	142.1	110.8	110.6	33.7	33.9	29.2	1	27	6	6	40
2	145.7	234.9	103.5	41.4	42.6	35.7	3	6	11	5	25
3	272.5	170.2	145.0	45.7	40.1	33.0	7	4	1	11	23
4	272.1	248.8	202.3	38.5	24.3	36.5	8	0	1	5	14
5	152.3	121.4	207.9	39.9	38.9	36.7	1	9	6	7	23
6	131.9	345.0	254.6	54.8	46.4	55.5	2	0	8	0	10
7	238.1	142.4	301.4	46.1	45.0	72.7	1	0	5	3	9
8	220.2	527.5	117.5	75.2	74.1	73.6	2	0	4	1	7
9	405.0	312.1	201.3	56.1	35.7	40.5	7	0	1	1	9
10	375.7	164.9	248.2	47.7	44.1	67.6	2	0	1	7	10
11	256.2	349.4	183.2	29.4	39.3	45.3	12	0	2	0	14

表 2.3 時系列レベルでの模擬発生データと観測データの比較

(a) 金沢

Statistics	Mean	S.D.	Skew.	Kurt.	A.C.	Hurst C.
Generated data	214.0	105.6	0.9604	4.0553	0.1571	0.5203
S.D. of G.D.	2.5	2.2	0.0752	0.2945	0.0306	0.0052
Historical data	214.0	102.5	1.0103	4.4285	0.1608	0.5463

(b) 福井

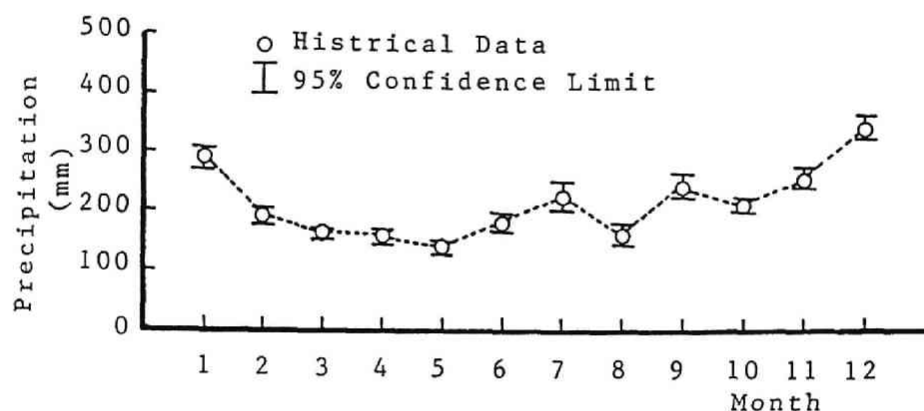
Statistics	Mean	S.D.	Skew.	Kurt.	A.C.	Hurst C.
Generated data	201.8	101.8	1.0606	4.2649	0.1547	0.5269
S.D. of G.D.	3.6	2.9	0.0834	0.3059	0.0280	0.0061
Historical data	200.5	99.5	1.0501	4.4184	0.1671	0.5297

(c) 富山

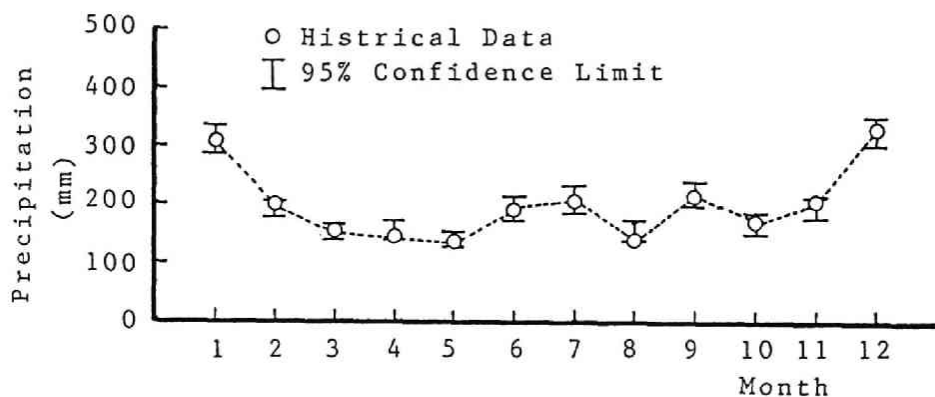
Statistics	Mean	S.D.	Skew.	Kurt.	A.C.	Hurst C.
Generated data	197.1	95.7	1.0267	4.3602	0.1027	0.5335
S.D. of G.D.	5.7	4.0	0.1411	0.6117	0.0390	0.0097
Historical data	195.8	95.4	1.0704	4.7004	0.1171	0.5920

2.4.2 データの模擬発生結果と考察

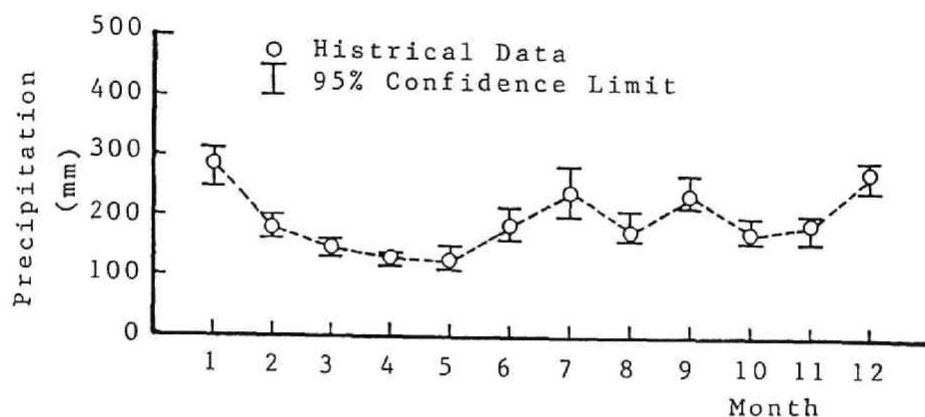
データの模擬発生は、データ年数と同じ年数の模擬発生をそれぞれ30回行ったが、時系列レベルでの模擬発生結果を表2.3に示す。表2.3より、3地点の観測値の統計量は、金沢および富山のHurst係数を除いて、データの統計量は、すべて模擬発生データの95%信頼限界内に入っており、時系列レベルでの再現性は良好であると言える。月レベルでの結果を図2.11および図2.12に示す。図より金沢、福井および富山の3地点とも、すべての月の平均値および分散ともに、観測地は模擬発生値の95%信頼限界内にあり、月レベルにおいてもデータの再現性は良好であるといえよう。図2.13には3地点のコレログラムを示すが、この図から各地点とも観測値は、模擬発生データの95%信頼



(a) 金沢

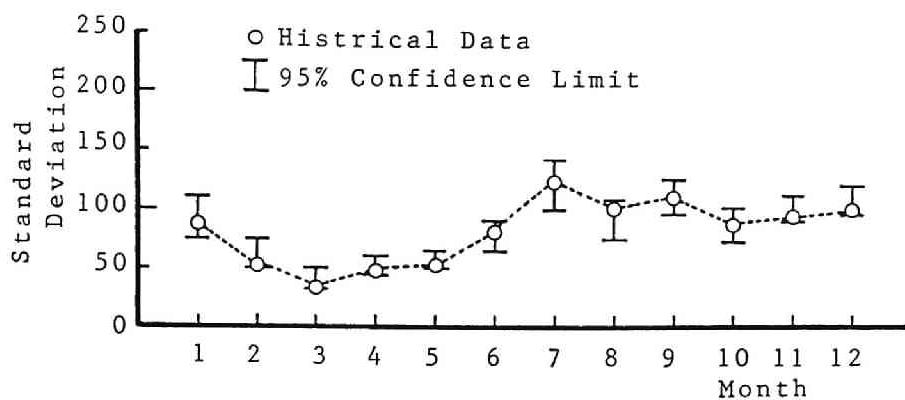


(b) 福井

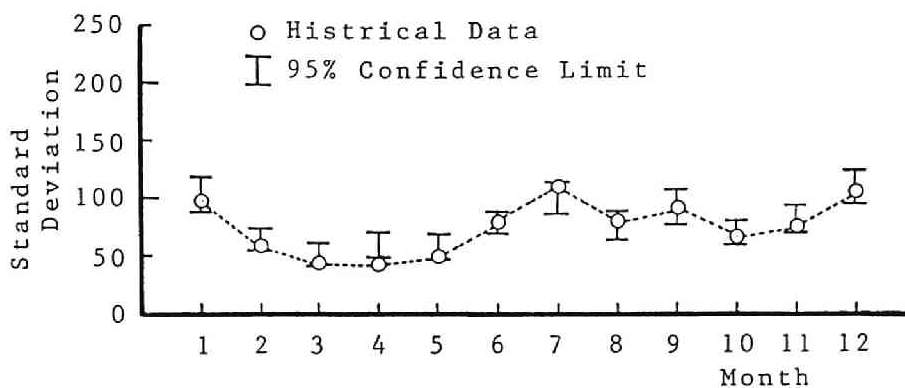


(c) 富山

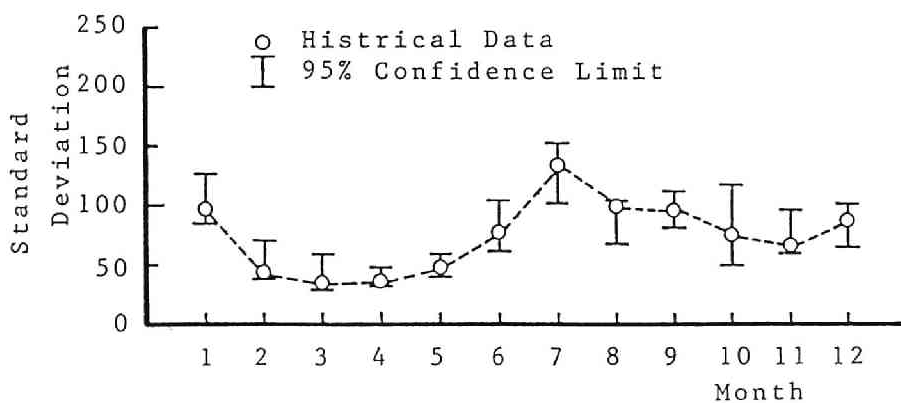
図 2.11 月降水量の模擬発生データと観測データの平均値の比較



(a) 金沢

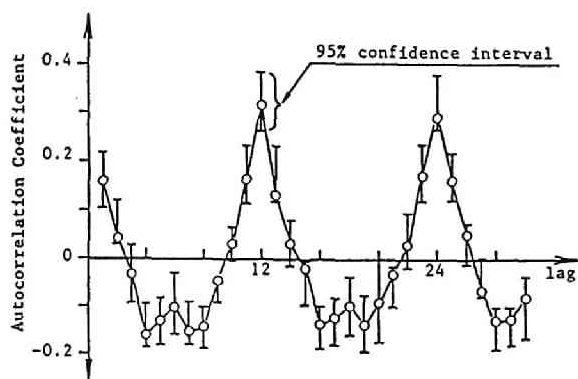


(b) 福井

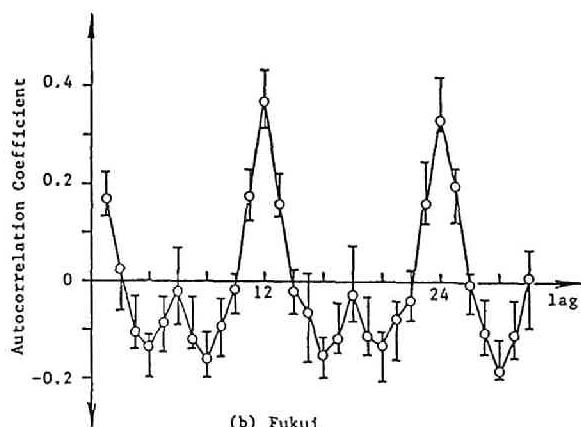


(c) 富山

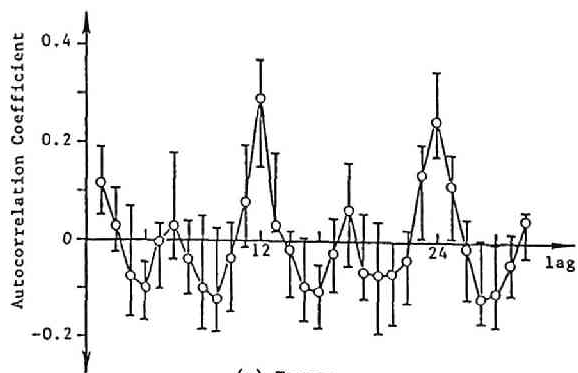
図 2.12 月降水量の模擬発生データと観測データの標準偏差の比較



(a) Kanazawa



(b) Fukui



(c) Toyama

図 2.13 月降水量の模擬発生データと観測データの自己相関係数の比較

限界内にあることが分かる。以上の結果から、本モデルによりデータの持つ種々の統計量、すなわち平均値、分散、歪度のほか、Hurst係数および自己相関構造も十分に再現されており、ここで示した手法がデータの模擬発生モデルとして十分であることが示された。

2.5 結 語

本研究で得られた結果を要約すると、次のようである。

- 1) コレログラム、ペリオドグラム、ピーク－谷解析および年平均以上あるいは以下となる年数に基づくシーズン分割結果は、通常の季節と一致した。
- 2) ISODATAアルゴリズムを用いたパターン分類の結果、シーズンとパターンクラスには1対1の対応は見られなかったが、各シーズンには卓越する3～6個のパターンが存在し、このパターンによりシーズンおよび年間の降水特性を明らかにすることができ、水文時系列データの変動パターンの解析にパターン認識概念が有効であることが示された。
- 3) パターン内およびパターン間の統計構造に基づく本モデルによるデータの模擬発生結果は時系列レベル、月レベルの両方で良好であり、パターン認識概念に基づく水文時系列データの解析および模擬発生モデルの有効性が示された。

参 考 文 献

- 1) Thomas, H. A., and Fiering, M. B. : Mathematical synthesis of streamflow sequences for the analysis of river basins by simulation, in Design of Water Resources Systems, edited by A. Mass et al., Havard University Press, 1962
- 2) Jackson, B. B. : The use of streamflow models in planning, Water Resources Research, Vol. 11, No. 1, pp. 54-63, 1975.
- 3) Panu, U. S., and Unny, T. E. : Stochastic synthesis of hydrologic data based on concepts of pattern recognition, Journal of Hydrology, Vol. 46, pp. 5-34, 1980
- 4) Panu, U. S., and Unny, T. E. : A feature prediction model in synthetic hydrology based on pattern recognition, Water Resources Research, Vol. 14, No. 2, pp. 335-344, 1978

- 5) Hurst, H. E. : Long-term storage capacity of reservoirs, Transaction of American Society of Civil Engineering, Vol. 16, pp. 770-808, 1951.
- 6) Takase, N. and Ujihashi, Y. : Stochastic Synthesis of Hydrologic Data Based on Pattern Recognition, Proceedings of 6th Congress APD IAHR, Vol. 1, pp. 213-220, 1988.
- 7) 宇治橋康行、高瀬信忠、家門邦彦：パターン認識概念に基づく月降水量の解析とシミュレーション、土木学会論文集、No. 417/II-13、pp. 43-52、1990.
- 8) Tou, J. T., and Gonzalez, R. C. : Pattern recognition principles, Addison-Wesley, 1974.
- 9) 坂井利之編：パターン認識の理論、共立出版、1967.
- 10) Panu, U. S., and Unny, T. E. : Entropy concept in feature extraction and hydrologic time series synthesis, in Modeling Hydrologic Processes, edited by Morel, H. J. et al., Water Resources Publications, pp. 100-115, 1979.
- 11) Laveen, K. : Pattern in pattern recognition 1968-1974, IEEE Transactions on information theory, vol. IT-20, No. 8, pp. 697-722, 1974.
- 12) Panu, U. S., and Unny, T. E. : Stochastic synthesis of hydrologic data based on concepts of pattern recognition II, Journal of Hydrology, Vol. 46, pp. 197-217, 1980.
- 13) 例えば、前出 8)
- 14) Gnanadesikan, R. : Methods for statistical data analysis of multivariate observations, John Wiley & Sons, 1977.
- 15) Hinkley, D. V. : On quick choice of power transformation, Applied Statistics, Vol. 26(1), pp. 67-69, 1977.
- 16) Box, G. E. P., and D. R. Cox : An analysis of transformations, Journal of Royal Society, Service B, Vol. 26, pp. 211-252, 1946.

第3章 旬および年単位水文量の変動

パターンの解析とデータの模擬発生

3.1 緒 言


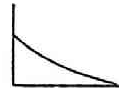

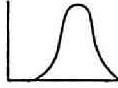
前章では、水文時系列中に存在するグループに着目し、時系列をベクトル系列と見なすことにより、パターン認識の概念を用いた時系列の変動パターンを解析する方法およびデータの模擬発生を行なう手法を示した。北陸地方の3地点の月降水量データに対して、変動パターンの解析とデータの模擬発生を行った結果、この手法が、複雑な変動パターンを示すわが国の水文データに対して、極めて有効であることが示された。

貯水池あるいは貯水池群などの水資源システムの計画、設計および管理において、前章で解析した月降水量および月流量などの月単位水文量は、基本的な時間単位の水文量である。ところで、異常気象という場合には、河村ら¹⁾が指摘しているように、ある期間の総量が異常に大きいかあるいは小さいという場合および総量は異常な値ではないが時間分布、すなわち変動パターンが異常である場合とがある。前者の場合は容易に理解されるが、後者の場合として、例えば、渇水の原因となる少雨を解析する場合、月単位の解析では渇水とならないような少雨の場合であっても、月の中での降水の片寄りのため実際には渇水を生じ、異常気象と見なさざるを得ない場合もある。したがって、よりきめ細かな水資源システムの計画、設計および管理を行うためには、月単位のみならずさらに短い時間単位としての旬単位データの解析が必要である。

江藤²⁾は、時間単位による水文データの変動特性の分類を行っているが、江藤の分類に示されるように、水文データは、解析時間単位により、データの分布特性および時系列的変動特性はまったく異なったものとなる。したがって、月単位のデータの解析に有効であった手法が、他の時間単位のデータの解析に必ずしも有効であるとは限らない。

ここでは、第2章で示した手法が月単位データ以外のデータへどの程度有効に適用されるかについて検討する。月単位データより時間単位の短いデータとしては旬単位データを、また、時間単位の長いデータとしては年単位データを対象とする。

表 3.1 時間単位による水文量変動特性の分類³⁾

時間単位		10分～時間	日～旬	月	年
分布特性		逆丁字型 	指数型 		正規型 
時系列特性	非定常性*	○ △	△ △	× ○	△ △
	間歇性	△	○	△	×
	持続性	○	△	×	×

注：① ○は強、△は無視できる場合もある、×は無視できる、を示す。

②*印、左側は傾向変動成分、右側は周期変動成分を示す。

3.2 旬および年単位水文量のパターン解析上の問題点

3.2.1 旬単位水文量の解析上の問題点

解析時間単位により、水文量の分布特性および時系列特性を分類したものを表 3.1 に示す³⁾。この表 3.1 によれば、旬単位水文量は指数型分布あるいはこれに類似した非正規性の強い分布に従っている。したがって、旬単位水文量は、Box-Cox変換⁴⁾あるいはHinkley変換⁵⁾等の正規変換を行っても、正規分布に変換することはできない場合がほとんどである。第2章で示したパターン認識の概念に基づく水文時系列の変動パターンの解析およびシミュレーション手法は、水文時系列をパターンベクトル系列と見なし、各パターンクラスのパターン内統計構造を多変数分布で表現したものである。現在、水文統計の水文量の頻度解析の分野において、2変数分布⁶⁾の場合は、非正規分布も実用化されているが、3変数以上の場合に実用化されている分布形は、多変数正規分布のみであると言ってよく、第2章でも多変数正規分布を用いた。しかし、上に述べたように、旬単位データは非正規性が強く、後の解析例に示すように、各パターンクラスのパターン内構造は、適切なシーズン分割およびパターン分類によって多変数正規分布で表せる場合もあるが、通常は、多変数正規分布で表すことが困難である。したがって、第2章で示した手法を適用するためには、パターン内構造を何らかの方法を用いて多変数正規分布で表現出来るように工夫する必要がある。

ここでは、第2章でも触れた特徴抽出を行い、パターンベクトルを特徴ベクトルに変換し、特徴ベクトル群を認識・分類することにより、各パターンクラスの特徴ベクトルのバ

ターン内構造を、多変数正規分布で表し得ることを示す。特徴抽出および特徴に基づくデータシミュレーション手法⁷⁾については次節で述べる。

3.2.2 年単位水文量解析上の問題点

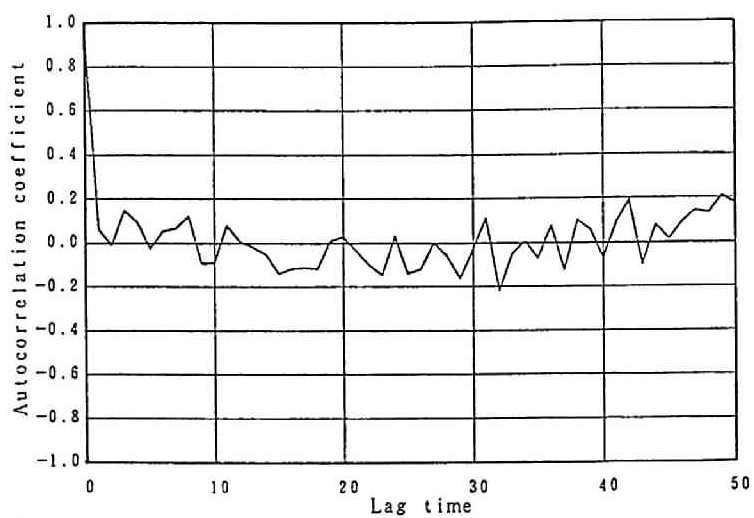
前章で示したモデルは、与えられたN年間の水文時系列の対象への分割、すなわち、パターンベクトルの構成において、シーズンの概念を用いている。第2章で解析した月単位水文量および後述する旬単位水文量では、シーズンの概念は明確である。しかしながら、図 3.1 に示す金沢および福井の年降水量のコレログラムから明らかなように、年降水量時系列は、ほぼランダムな時系列であり、時系列中にシーズンは存在しない。したがって、シーズンの概念を用いたN年間の時系列データの対象への分割を行うことはできない。パターン認識概念に基づく水文データの解析手法は、基本的には、時系列中に存在するデータの変動パターンに着目している。月および旬単位のデータの解析では、特定のパターンが特定のシーズンに生起し易いという点を用いたわけである。月単位の解析例では、パターンベクトルの次元として3次元を用いたが、これは、パターンベクトルの次元としては、最も小さいものである。なぜなら、1次元の場合はベクトルではなく、また、2次元では、2つの要素の単なる大小関係を表すのみでデータの変動パターンを表しているとは言い難いからである。そこで、シーズンの存在しない年単位データの解析においては、パターンベクトルの最小次元である3次元のパターンベクトルを解析対象とすることとした。このような対象への分割の妥当性については、実データへの適用例の所で述べる。時系列の対象への分割法を除けば、年単位データのパターン解析およびデータの模擬発生手法は月単位の場合とまったく同じである。したがって、次節以後では旬単位データ解析モデルについて述べる。

3.3 旬単位データの解析モデル

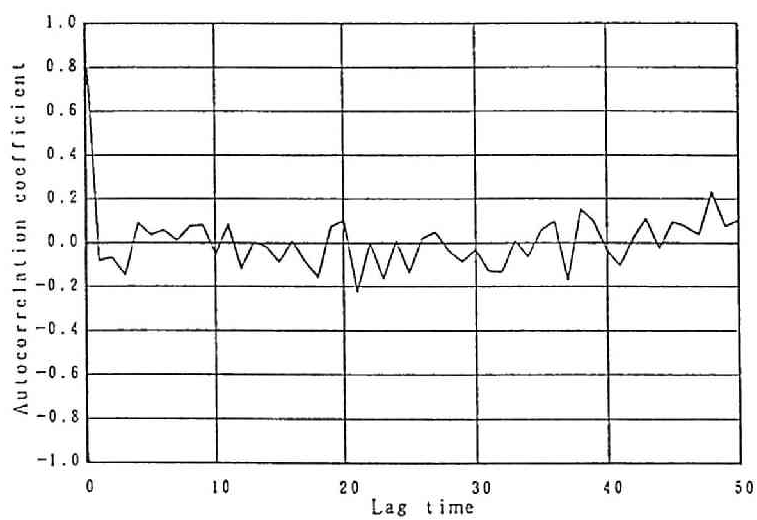
3.3.1 特徴抽出

前節において、旬単位水文量の解析における特徴抽出の必要性について述べたが、ここでは具体的な特徴抽出法について説明する。

数学的な特徴抽出法として有力とされているものに、1) エントロピー最小化法、2) Karhunen - Loeve展開がある⁸⁾。エントロピー最小化による特徴抽出は、Panuら⁹⁾が



(a) 金 沢



(b) 福 井

図 3.1 年降水量のコレログラム

カナダの月流量の解析に対して適用している。しかしながら、エントロピー最小化による特徴抽出は、パターン分布が正規分布であると言う仮定に基づくものであり、パターンの分布が未知の場合あるいは正規分布でない場合には使えない。

一方、Karhunen-Loeve展開（以下、K-L 展開と言う）は、パターン分布の確率密度に関する情報を必要としない。したがって、パターンの分布が正規分布ではない句単位データの特徴抽出にも適用可能であり、ここでは特徴抽出にK-L展開を用いることとした。以下にK-L展開による特徴抽出について述べる^{10),11)}。

n 個の属性 X_1, \dots, X_n の組で表されるパターンベクトル

$$X = (X_1, \dots, X_n)^T \quad (3.1)$$

を考える。ここに、 T はベクトルの転置を表す。各属性 X_i は実数値をとる確率変数であり、その平均値 $E[X_i]$ は0とする。ここに、 $E[\]$ は期待値操作を表す。

パターンベクトル X の共分散行列を Σ とすれば

$$\Sigma = E[(X - E[X])(X - E[X])^T] = E[XX^T] \quad (3.2)$$

となり、 Σ は対称、かつ非負定値な行列である。

確率変数 X の実現値の全体は、明らかに n 次元ベクトル空間

$$R^n = \{ (x_1, \dots, x_n)^T \mid x_1, \dots, x_n \in R \} \quad (3.3)$$

に含まれるので、 R^n がパターン空間となる。 R^n の一つの正規直交基底を

$$\nu = \{ \nu_1, \dots, \nu_n \} \quad (3.4)$$

とする。いま、 ν_1, \dots, ν_n を列とする $n \times n$ 行列を A で表すと、 A は直交行列であり

$$A^T A = A A^T = I \quad (3.5)$$

である。ここに、 I は単位行列である。したがって、式(3.5)の第1の等号より

$$\nu_i^T \nu_j = \begin{cases} 1 & (i=j) \\ 0 & (i \neq j) \end{cases} \quad (3.6)$$

であり、第2の等号より

$$\nu_1^T \nu_1 + \cdots + \nu_n^T \nu_n = 1 \quad (3.7)$$

が成り立つ。式(3.4)の ν はベクトル空間の基底であるから、任意のパターンベクトル X はこの基底によって、一意に

$$X = Y_1 \nu_1 + \cdots + Y_n \nu_n \quad (3.8)$$

と展開される。ここに、 Y_i は実数値をとる確率変数で

$$Y_i = \nu_i^T X \quad (i = 1, \dots, n) \quad (3.9)$$

で与えられる。いま、展開式(3.8)の初めの第 m 項までをとったパターンベクトルを

$$X(m; \nu) = Y_1 \nu_1 + \cdots + Y_m \nu_m \quad (m = 1, \dots, n) \quad (3.10)$$

と書くと、 $X(m; \nu)$ は $m (\leq n)$ 個の属性 Y_1, \dots, Y_m で表されたパターンベクトルと見ることが出来る。

X の共分散行列 Σ は非負定値の対称行列であるから、非負の実固有値を持つ。これを大きさの順に $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_n$ とし、 λ_i に対応する正規化された固有ベクトルを μ_i とすると、固有ベクトル μ_1, \dots, μ_n の集合 $\mu = \{\mu_1, \dots, \mu_n\}$ は、ベクトル空間 R^n の正規直交基底をなす。

式(3.10)の展開の基底として、この基底 μ を用いたパターンベクトルの展開

$$X = f_1 \mu_1 + \cdots + f_n \mu_n \quad (3.11)$$

を $K-L$ 展開と言う。

$K-L$ 展開は、次の2つの意味で、全ての正規直交基底の中で最良のものである。

(1) K-L展開の基底は、 X と、その第 m 項近似 $X(m; \nu)$ との2乗平均誤差

$$\varepsilon^2(m; \nu) = E[\|X - X(m; \nu)\|^2] \quad (3.12)$$

を最少とする基底である。ここに、 $\|\cdot\|$ はベクトルのノルムを表す。

(2) 展開に用いられる基底 ν のエントロピーは

$$H(\nu) = - \sum_{i=1}^n \rho_{ii} \log \rho_{ii} \quad (3.13)$$

で表される。ここに、 ρ_i は

$$\rho_i = \sigma_i^2 / \sum_{j=1}^n \sigma_j^2 \quad (3.14)$$

であり、 σ_i^2 は X の展開式(3.8)における Y_i の分散である。このとき、エントロピーを最少にする正規直交基底は、K-L展開に用いられる基底 μ である。

Y_i の分散 σ_i^2 は特徴の相対的重要性を表すのものであり、より少ない特徴でパターンを近似するという立場からは、分散 $\sigma_1, \dots, \sigma_n$ が少数の σ_i に集中していることが望ましい。式(3.13)のエントロピー $H(\nu)$ は、この集中度を表す一つの指標であり、エントロピー最小と言うことは、最も望ましい特徴であることを示す。

K-L展開は、上に述べたように特徴抽出の手法としては有力であるが、パターンベクトル X の成分の測定単位を変えるとK-L展開も異なるという問題がある。この点に対処するために、K-L展開を行う前に以下に述べる正規化を行う¹²⁾。

パターンクラスの集合内距離は

$$D^2 = 2 \sum_{i=1}^n (w_{ii} \sigma_i)^2 \quad (3.15)$$

で定義される。ここに、 w_{ii} は重み係数、 σ_i^2 は x_i 軸成分の不変標本分散である。

式(3.15)を次の制約条件のもとで最小化する。

$$\sum_{i=1}^n w_{ii} = 1 \quad (3.16)$$

Lagrange の未定乗数法を用いることにより

$$w_{ii} = 1 / \{ \sigma_i^2 \sum_{i=1}^n (1 / \sigma_i^2) \} \quad (3.17)$$

を得る。

この正規化は、集合内のパターンを互いに平均的に最も近くなるようにするものであり、クラスタリングトランスフォーメーション (Clustering Transformation) と呼ばれる。

3.3.2 パターン解析およびデータ模擬発生モデル

旬単位データのパターン解析モデルの構成は、基本的には月単位のものと同じである。異なる点は、第2章で示した方法で時系列を対象に分割した後、3.3.1で示した特徴抽出により、 n 次元のパターンベクトルから、次元の低い m 次元の特徴ベクトルへの変換を行い、特徴ベクトルを認識・分類の対象としてISODATAアルゴリズムを実行することである。この結果、後の適用例に示すように、分類された各パターンクラスのパターン内構造は、多変数正規分布により記述することが可能となる。パターン間の統計的構造については、第2章と同様、一次のMarkov連鎖を用いた。

データシミュレーション手法も基本的には、月単位の場合と同じである。ただ、パターン解析によって得られる統計的構造は、特徴ベクトルのパターン内およびパターン間の構造である。したがって、第2章で述べたアルゴリズムによれば、模擬発生させられたベクトルは、もとの n 次元のベクトルよりも次元の小さい m 次元の特徴ベクトルであり、全体のデータ系列を模擬発生させることはできない。そこで、ここでは以下の手順にしたがってデータシミュレーションを行う。

①一次のMarkov連鎖に基づき、遷移確率行列を用いて m ($\leq n$) 次元の特徴ベクトルの標準ベクトル系列を模擬発生させる。

②多変数正規乱数を用いて

$$\|Y_j - Z_i\| < \|Y_i - Z_i\|, \quad j = 1, \dots, M; \quad i \neq j \quad (3.18)$$

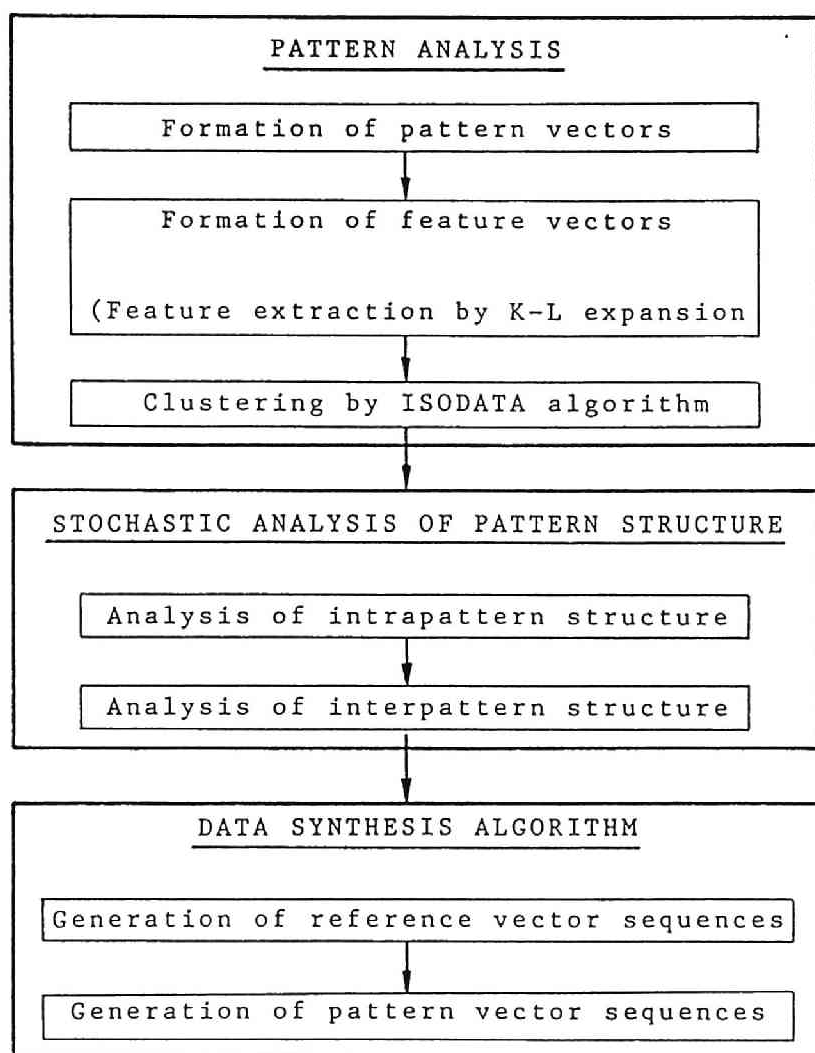


図 3.2 旬単位水文データの模擬発生モデルのフローチャート

を満たす特徴ベクトル系列を模擬発生させる。ここに、 Y_i は模擬発生される特徴ベクトル、 Z_i は第1パターンクラスの標準特徴ベクトル、 M はパターンクラスの個数である。

③手順②で最初の m 個の要素が得られたので、残された $(n-m)$ 個の要素を、各要素の分散は独立であると仮定し、それぞれ独立に正規乱数を用いて模擬発生させる。

④③で得られた特徴ベクトルを逆変換によりパターンベクトルに変換する。

上記の③で用いた仮定は厳密には正しくないが、残された要素は、認識・分類上重要ではない要素であるのでこの仮定を用いた。仮定の妥当性については適用例の所で述べる。旬単位のパターン解析およびデータの模擬発生フローチャートを図3.2に示す。

3.4 実データへの適用

3.4.1 旬単位データへの適用

1) パターン解析結果 解析に用いたデータは、金沢(1886年から1986年までの100年間)、福井(1897年から1986年までの90年間)の旬降水量データおよび信濃川水系魚野川堀之内観測所(1955年から1986年までの31年間)の旬流量データである。金沢および福井のデータは3.3で述べた特徴抽出が必要であった場合のデータであり、堀之内のデータは特徴抽出が必要ない場合の例である。

図3.3および図3.4に、コレログラムおよびペリオドグラムを示す。図3.5にピークバレー解析の結果を、図3.6に年平均値を越える回数 N_a および年平均値以下となる回数 N_b を、図3.7に年最大および年最小となる回数を示す。まず、金沢および福井の両地点について見ると、コレログラムには一年周期以外の成分は顕著には現れていないが、図3.4のペリオドグラムから、6ヶ月(18旬)および3ヶ月(9旬)周期の成分も存在していることが分かる。したがって、金沢および福井の両地点では、月単位の解析結果も考慮して、3ヶ月9旬を一シーズンとして一年を4シーズンに分け、パターンベクトルを構成した。また、各シーズンの始まりは、図3.5から図3.7を見ても明確には定められないので月単位データにおけるシーズン分割と同じとした。

次に、堀之内について見ると、図3.3および図3.4から36旬(1年)、18旬(6ヶ月)、12旬(4ヶ月)、9旬(3ヶ月)および7旬周期の成分が存在していることが分かる。また、図3.6から、3月下旬から6月上旬までの8旬が高水期であり、特に、4月中旬から5月中旬の4ヶ月が年最大となることの多い時期であることが分かる。した

がって、ここでは高水期を2つに分け、4旬を一シーズンとし、一年を9シーズンに分けた。各シーズンの初めは、1月下旬、3月上旬、4月中旬、5月下旬、7月上旬、8月中旬、9月下旬、11月上旬および12月中旬である。図3.8に式(3.14)で求められる特徴 Y の分散 ρ_i の各要素に対する分布を示す。図より、金沢および福井とも、第5要素から分散が一樣に分布した場合の値0.11より小さくなっており、初めの4つの要素に ρ_i が集中していることが分かる。したがって、ここでは、式(3.10)の展開における項数を $m=4$ とし、初めの4つの要素 Y_1 、 Y_2 、 Y_3 、 Y_4 を特徴として選び、4次元の特徴ベクトルを認識・分類の対象とした。

ISODATAアルゴリズムに用いた初期値パラメータおよび閾値パラメータを表3.2に示す。パラメータは、第5章で述べる最適パラメータの選択基準を用い、さらに若干の試行錯誤により定めた。

ISODATAアルゴリズムを実行した結果、金沢および福井では19のパターンクラスに、堀之内では11のパターンクラスに分類された。金沢および福井に対して得られた各パターンクラスの特徴ベクトルに対する標準ベクトルを図3.9から図3.10および表3.3に示す。また、特徴空間からパターン空間に変換して得られたパターンベクトルに対する標準ベクトルを図3.11から図3.13および表3.4に示す。表3.5には各シーズンに生起するパターンベクトルの数を示す。

金沢の場合を例にとって分類結果を見ると、第1パターンクラスと第8パターンクラスは特徴空間では形状はほぼ同じであるが、全体のレベルの差が認められる。これに対応するパターン空間ではシーズン後半、特に最後の2旬、の降水量の差が現れている。同じ傾向は第3および第11パターンクラスにも現れている。このように、特徴空間での標準ベクトルの形状の差はパターン空間での標準ベクトルの形状の差とは異なるものの、特徴空間で互いに類似したパターンはパターン空間上でも互いに類似したパターンとなっていることが分かる。金沢の他のパターンおよび福井の分類結果に対しても同様のことが言える。このことから、ここで示した特徴抽出法を用いることによりパターン群を十分認識・分類することが可能であることが示されたと言える。

これらの分類結果を見ると、金沢では、12月上旬から2月下旬までの第1シーズンに、旬平均降水量が90mmを越える多雨パターンが6割以上発生し、冬期に降雪の形で降水量が多いことと対応している。また、3月上旬から5月下旬までの第2シーズンでは、旬平均降水量が最も少ない3つのパターンが約8割を占め、春先から初夏にかけて降水量が少ないことを示している。梅雨期を含む第3シーズンにおいては、旬平均降水量が多いパターンの発生は約一割と少ないが、第3から第4要素が大きいパターンが約6割を占め、

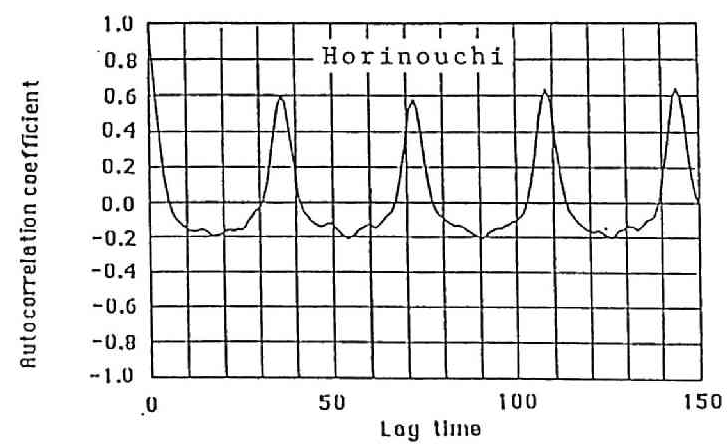
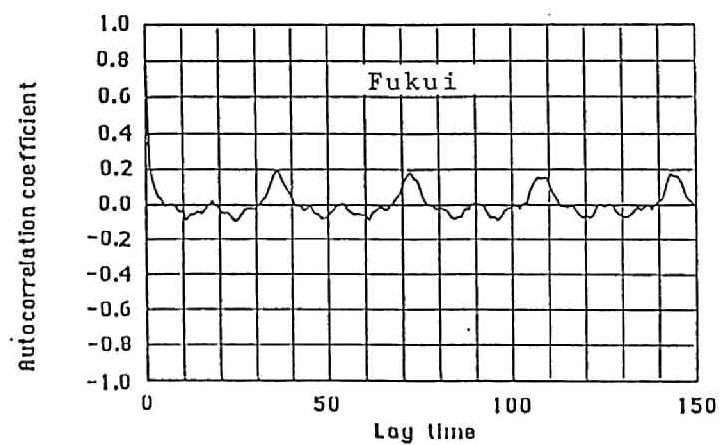
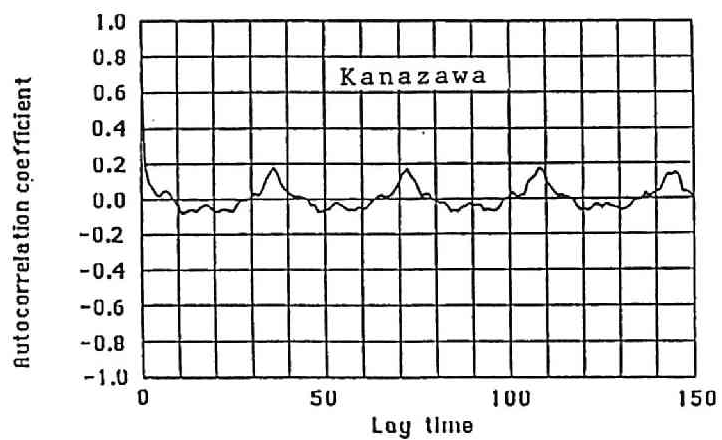


図 3.3 旬単位水文量のコレログラム

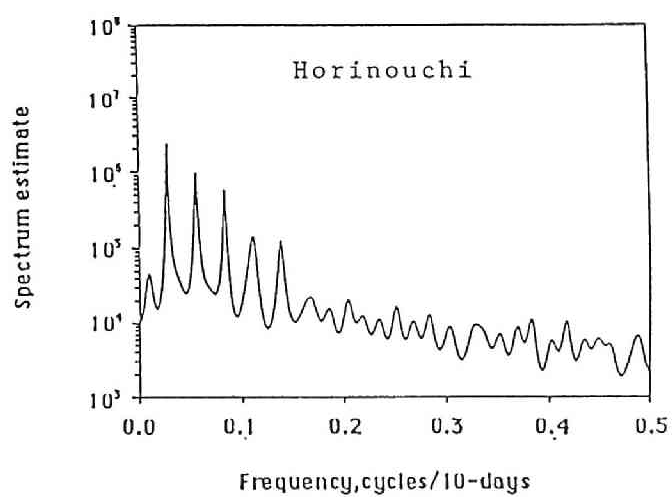
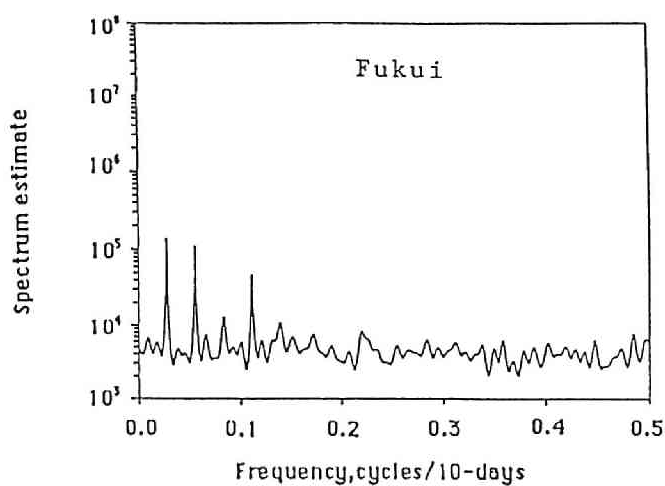
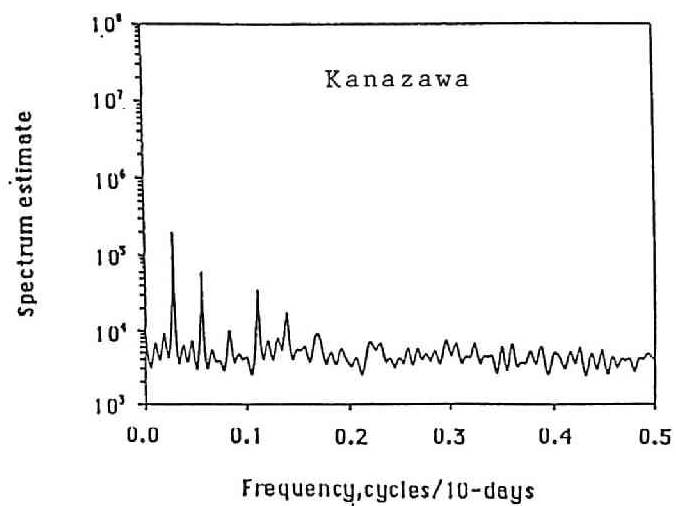
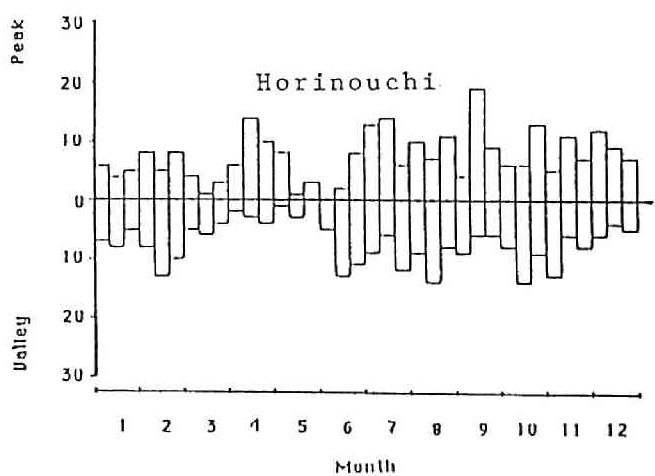
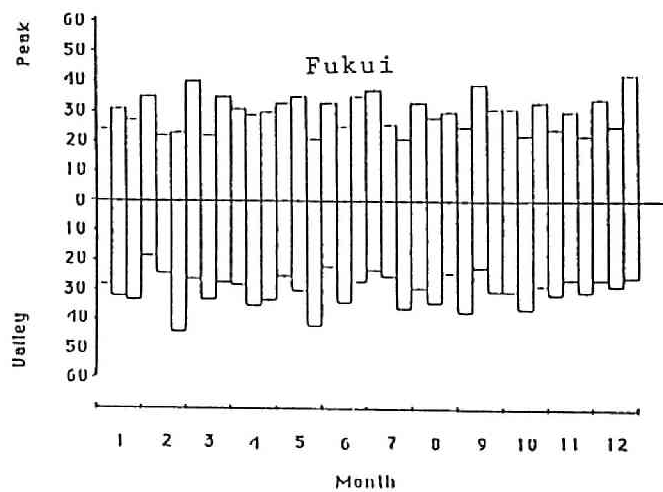
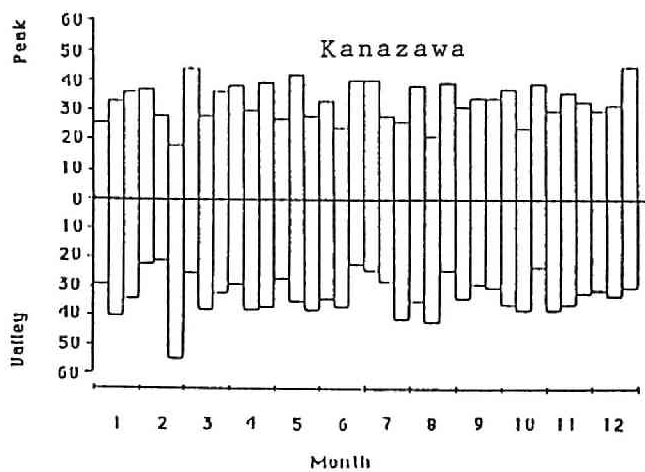
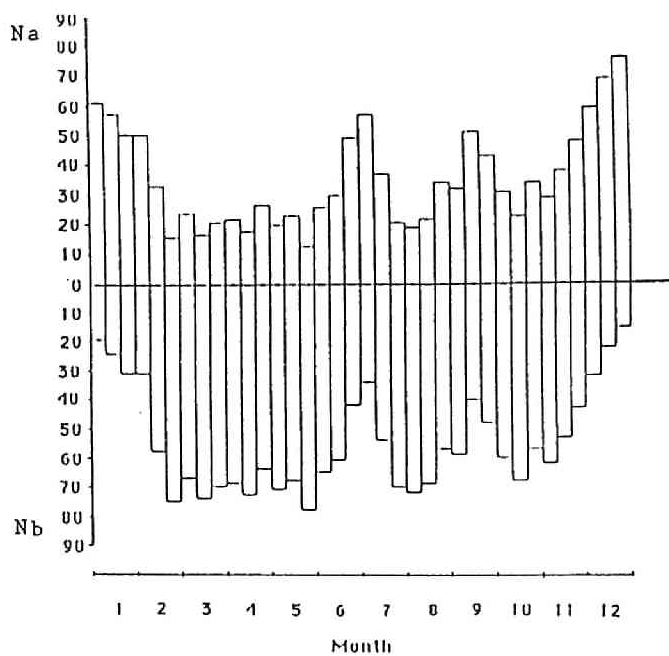


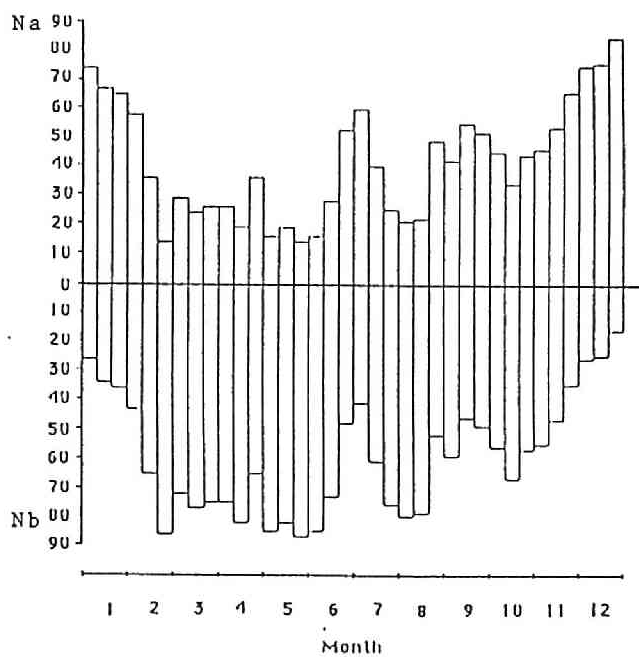
図 3.4 旬単位水文量のペリオドグラム



☒ 3.5 ピークバレーヒストグラム

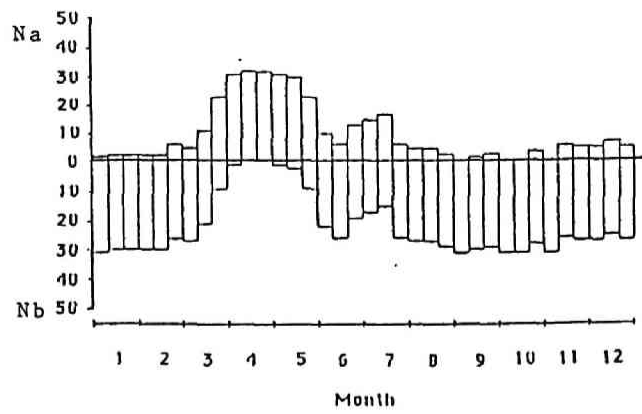


(a) 金 沢



(b) 福 井

図 3.6 各旬が年平均値以上となる回数 (Na) および
年平均値以下となる回数 (Nb) の分布



(c) 堀之内

図 3.6 (続き)

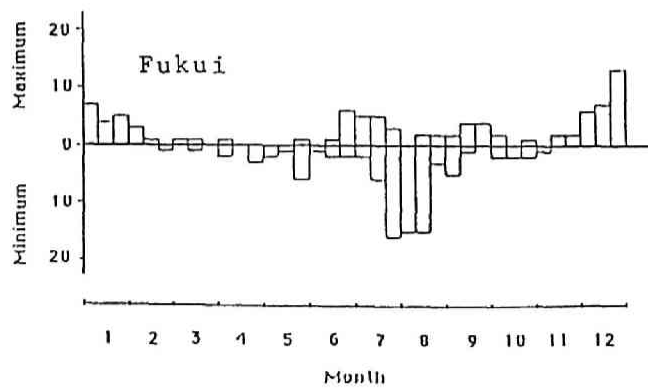
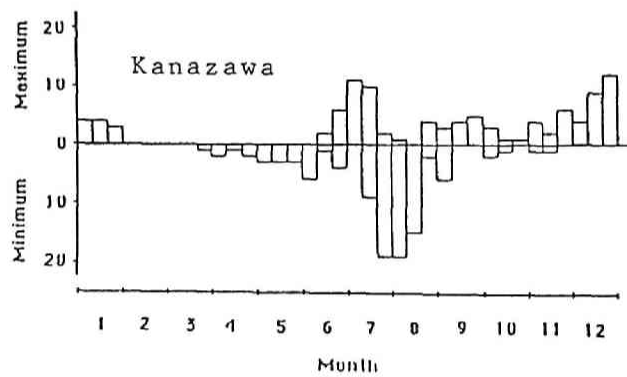


図 3.7 各旬値が年最大および年最小となる回数の分布

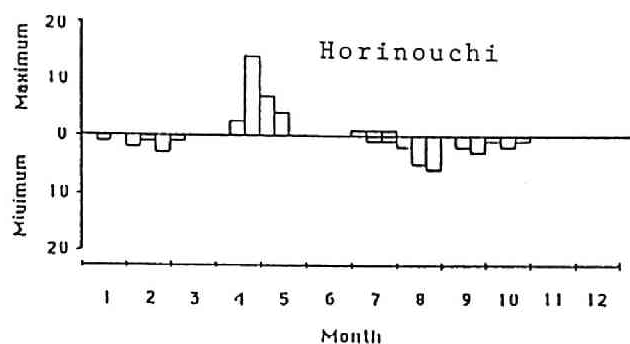
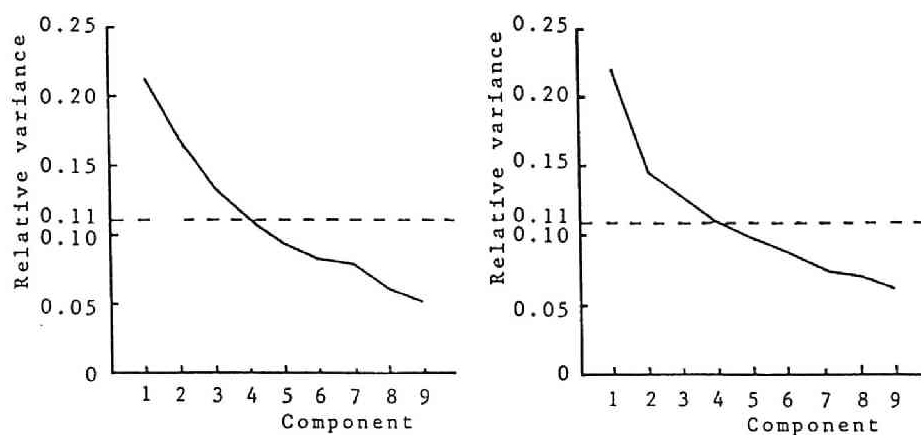


図 3.7 (続 き)



(a) 金 沢

(b) 福 井

図 3.8 分散の相対分布

表 3.2 I S O D A T A アルゴリズムに用いたパラメータ

Parameter	Nc	Initial Cluster Center	M	Ms	σ	δ	L	I	k
Horinouchi	1	(0.0,0.0,0.0,0.0)	5	5	25.0	22.0	1	200	0.5*
kanazawa	1	(0.0,0.0,0.0,0.0)	9	5	3.0	7.0	1	200	0.5
Fukui	1	(0.0,0.0,0.0,0.0)	8	3	2.0	5.4	1	200	0.5

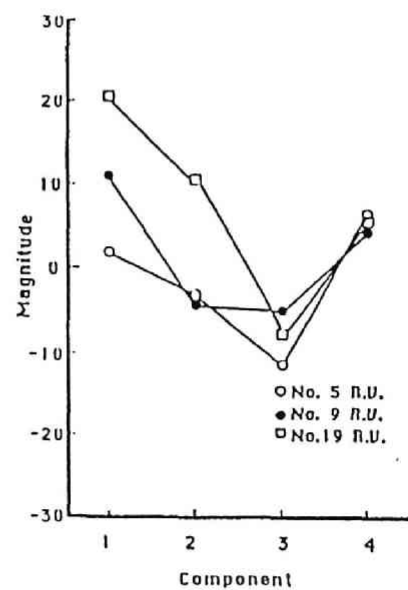
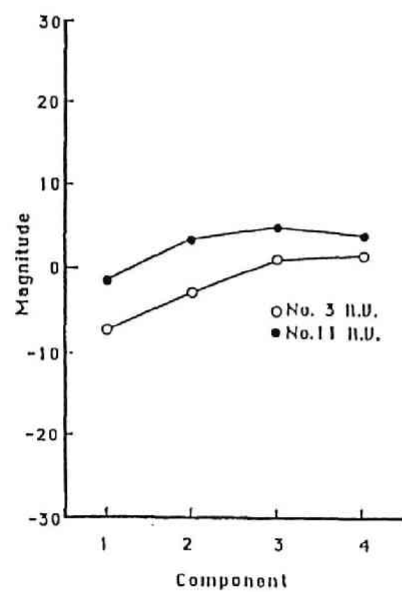
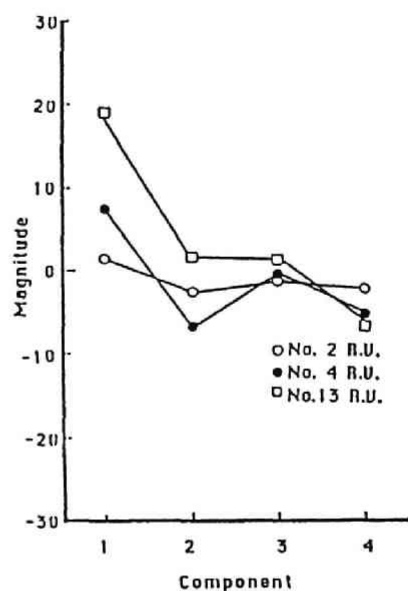
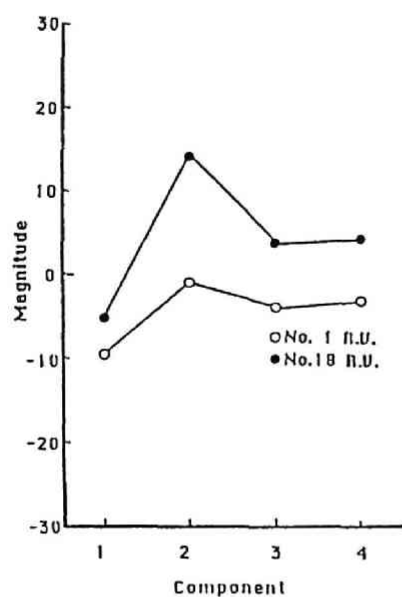


図 3.9 金沢の標準ベクトル (特徴空間)

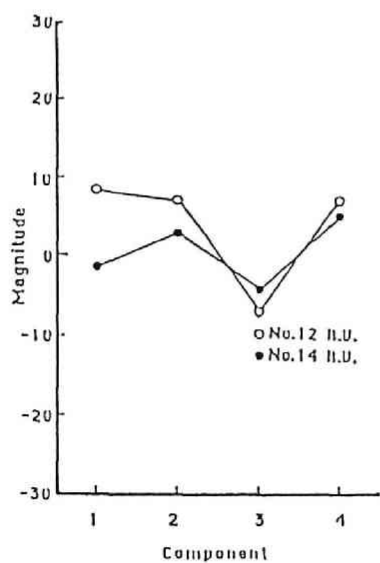
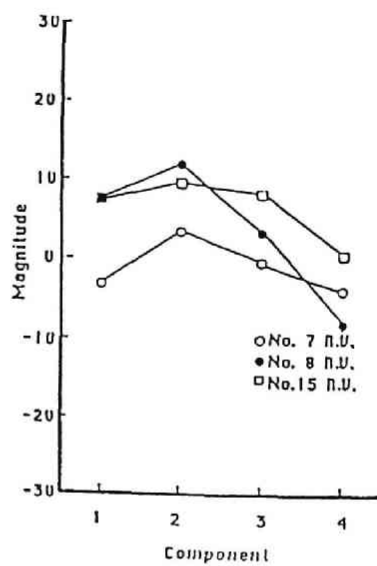
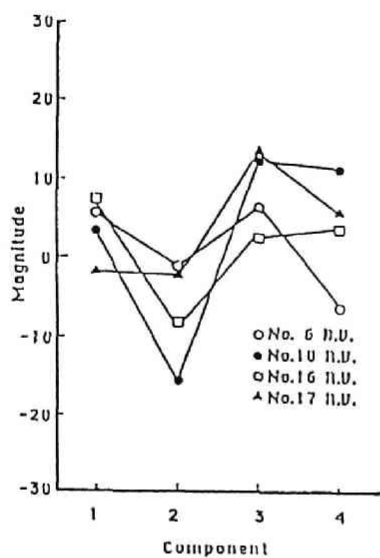


図 3.9 (続 き)

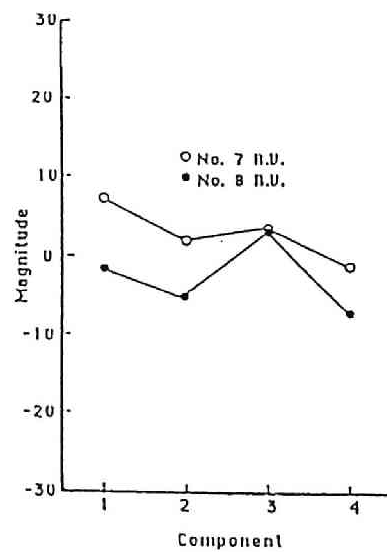
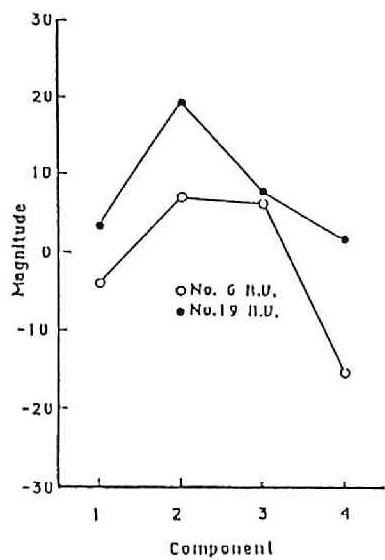
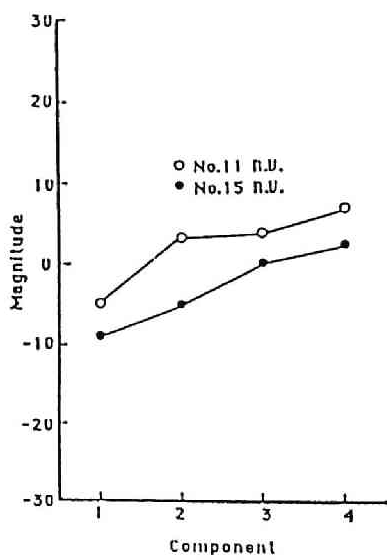
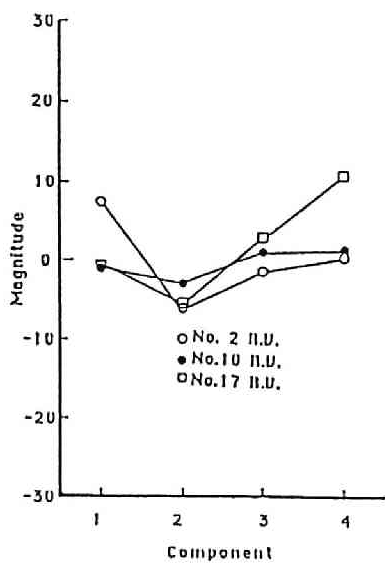


図 3.10 福井の標準ベクトル (特徴空間)

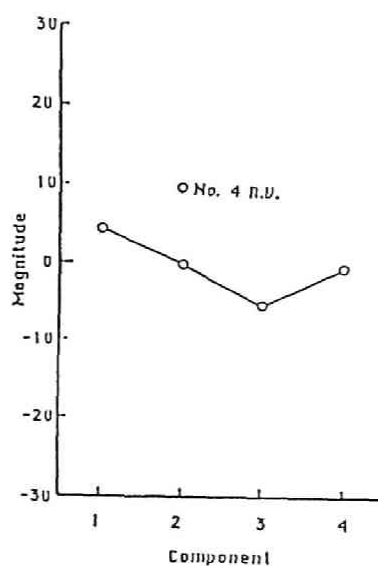
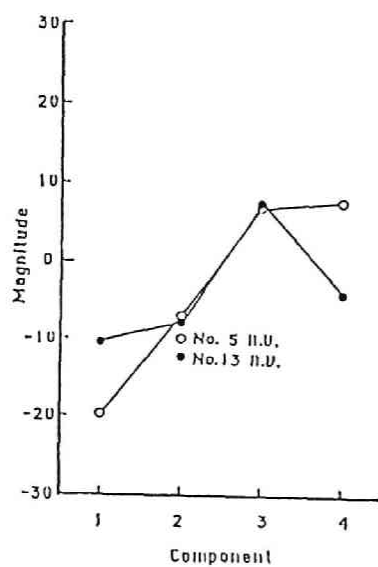
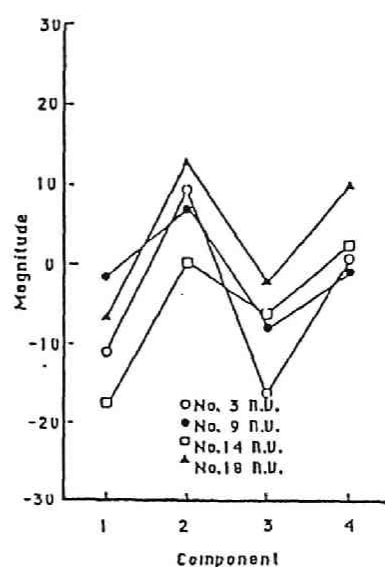
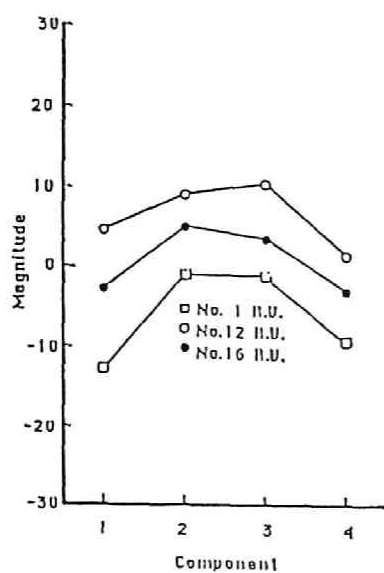


図 3.10 (続 き)

表 3.3 パターン分類結果

(a) 金 沢

Cluster Number	Reference Vector				Standard Deviation			
	1	2	3	4	1	2	3	4
1	-9.71	-0.85	-3.86	-3.22	2.71	3.26	2.73	2.69
2	1.57	-2.80	-1.70	-2.39	2.18	2.39	2.64	2.63
3	-7.22	-2.93	1.19	1.52	2.57	3.13	2.82	2.56
4	7.23	-6.95	-0.56	-5.86	2.23	2.59	2.47	2.87
5	1.96	-3.32	-11.71	6.58	2.84	4.69	2.93	3.61
6	5.71	-1.29	6.78	-6.30	2.77	2.91	4.09	3.45
7	-3.31	3.62	-0.45	-4.14	3.16	2.56	2.74	2.78
8	7.47	11.89	3.21	-8.83	1.61	1.64	2.56	3.78
9	11.10	-4.53	-4.93	4.06	2.94	3.64	2.63	3.34
10	3.03	-15.73	12.30	11.47	6.34	3.36	4.55	4.66
11	-1.63	3.25	4.77	3.72	4.32	2.57	2.66	3.09
12	8.32	6.99	-7.05	7.12	3.29	4.21	3.89	4.52
13	18.80	1.61	1.07	-7.05	5.46	5.19	3.95	3.00
14	-1.45	2.81	-4.37	5.03	3.22	3.95	2.14	2.50
15	7.53	9.57	8.17	0.33	3.44	3.40	4.74	4.55
16	7.42	-8.18	2.65	3.86	3.79	2.87	3.70	2.69
17	-1.87	-2.20	13.92	5.90	1.98	4.09	2.59	5.10
18	-5.13	14.20	3.74	4.57	3.24	4.54	3.43	5.52
19	20.55	10.48	-7.80	5.68	5.69	5.24	5.67	7.16

(b) 福 井

Cluster Number	Reference Vector				Standard Deviation			
	1	2	3	4	1	2	3	4
1	-12.57	-1.71	-1.40	-9.24	4.37	3.09	3.43	2.98
2	7.43	-5.92	-1.25	0.50	2.62	2.22	2.28	3.48
3	-11.18	9.64	-15.96	0.84	2.63	4.82	4.11	3.85
4	4.27	-0.28	-5.42	-0.36	2.17	2.67	2.52	2.93
5	-19.75	-6.95	6.97	7.67	2.85	4.50	1.68	6.21
6	-4.10	7.04	6.24	-15.52	3.27	4.20	3.41	1.94
7	7.33	2.01	3.60	-1.25	2.95	3.13	2.20	3.40
8	-1.41	-5.26	3.24	-7.32	3.44	2.99	3.35	2.75
9	-1.74	6.83	-7.86	-0.96	4.14	3.69	2.48	2.75
10	-0.79	-2.86	1.09	1.60	2.58	2.12	2.76	2.47
11	-4.82	3.26	4.07	7.03	3.29	3.34	4.25	3.61
12	4.66	9.16	10.39	1.95	3.11	3.03	2.59	3.85
13	-10.57	-7.93	7.38	-4.18	2.92	2.51	3.35	2.92
14	-17.21	0.37	-6.17	2.66	5.39	1.53	4.00	5.04
15	-8.90	-5.00	0.19	2.58	2.71	3.07	3.24	3.02
16	-2.74	4.93	3.42	-3.07	3.68	3.23	3.32	2.55
17	-0.23	-5.33	3.31	11.01	2.82	3.67	4.75	4.03
18	-6.70	12.00	-1.99	4.94	3.69	4.17	3.04	3.54
19	3.75	19.20	7.70	1.67	3.60	2.85	4.63	4.14

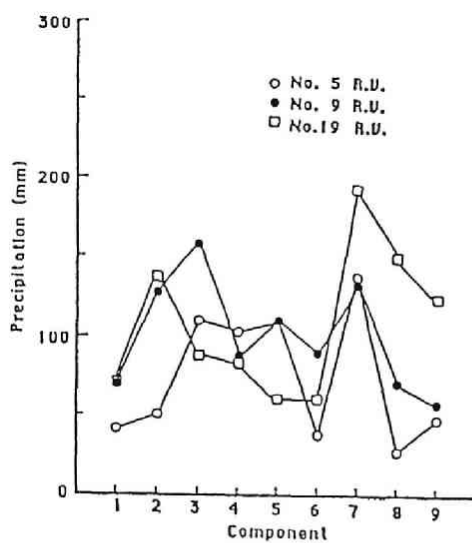
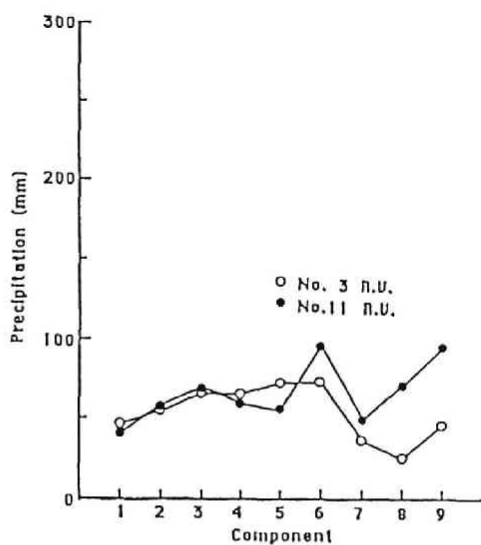
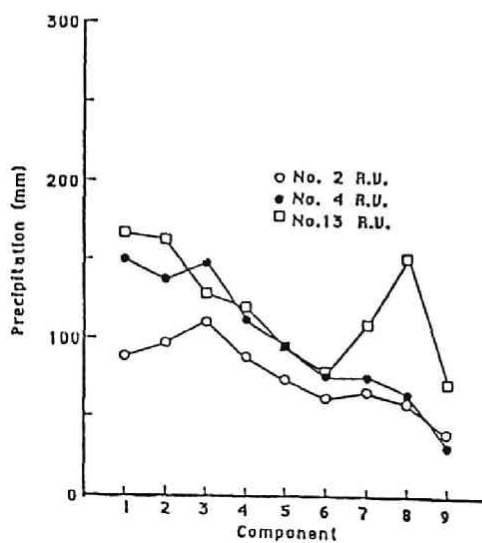
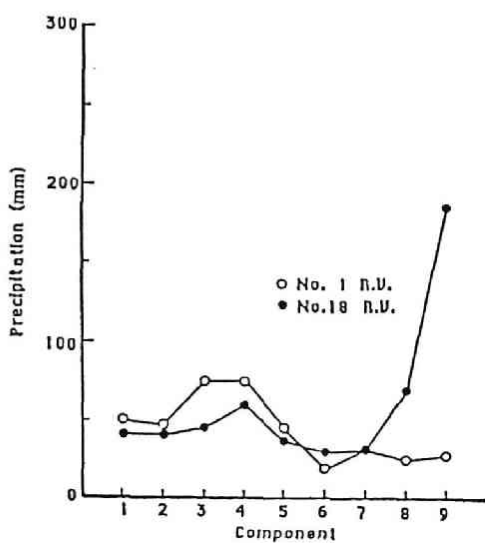


図 3.11 金沢の標準ベクトル (パターン空間)

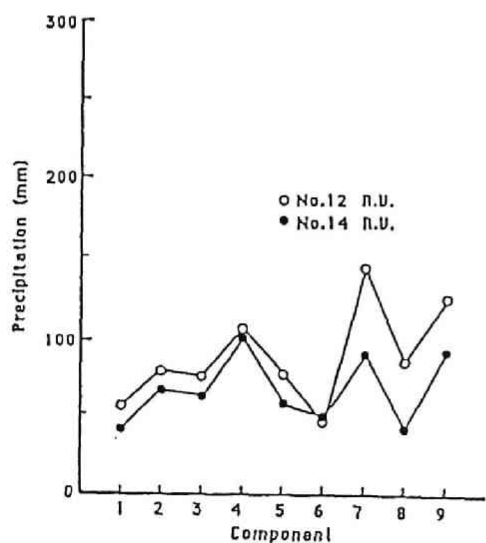
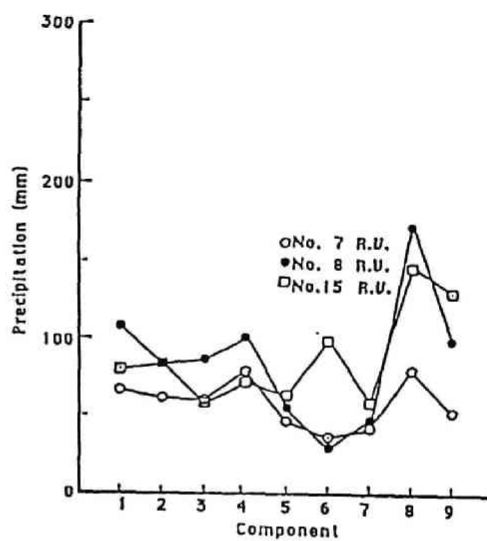
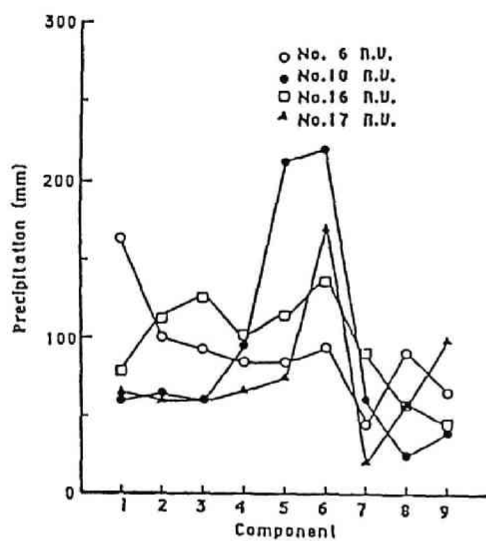


図 3.11 (続 き)

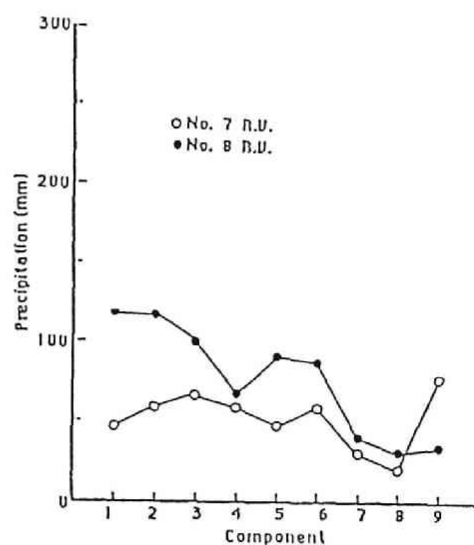
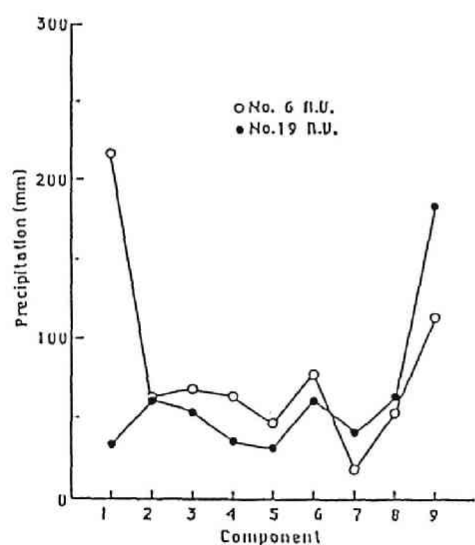
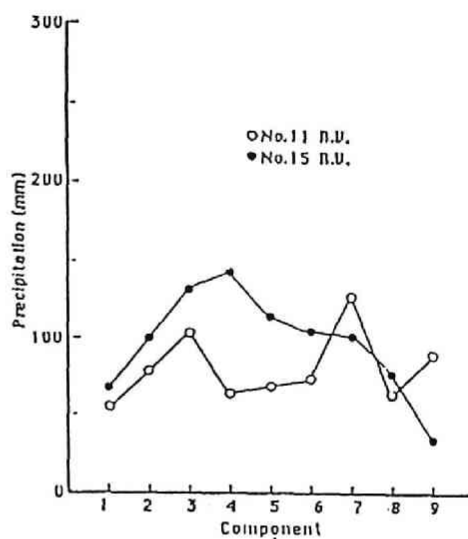
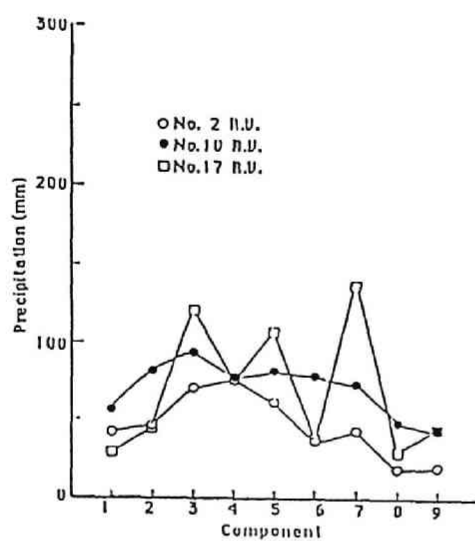


図 3.12 福井の標準ベクトル (パターン空間)

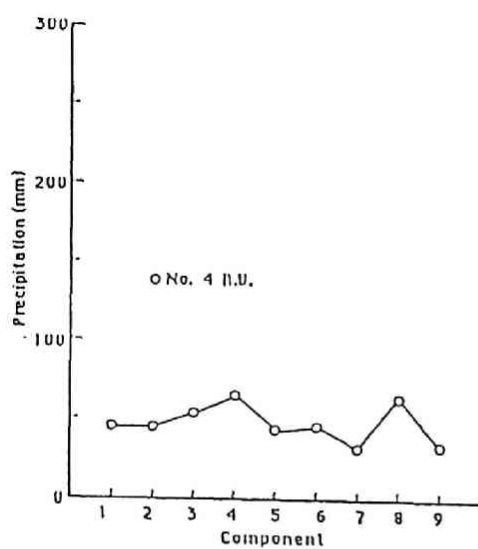
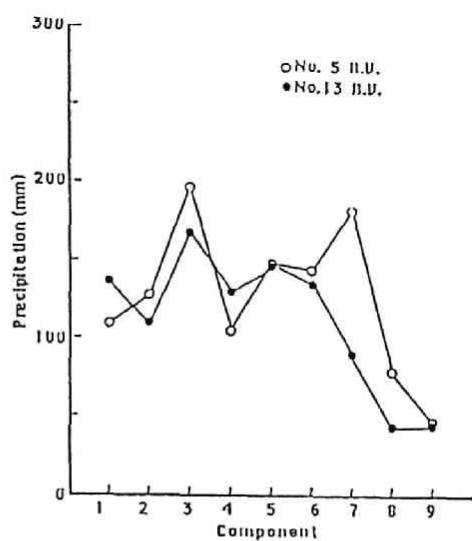
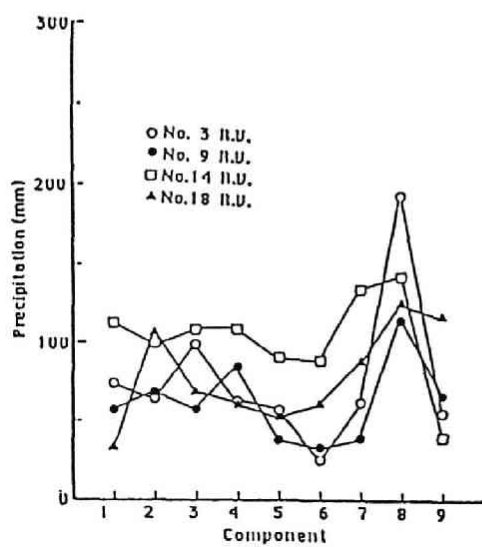
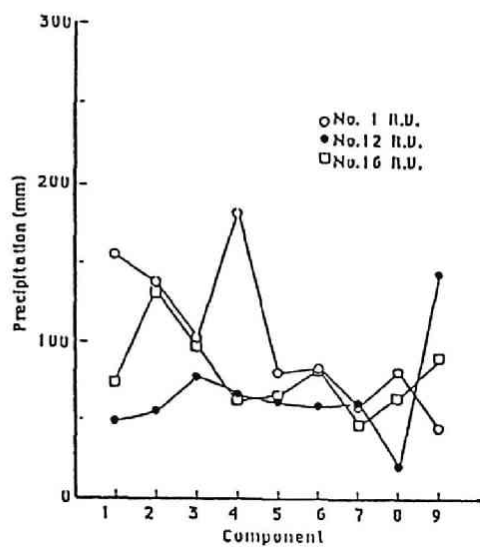


図 3.12 (続 き)

表 3.4 パターン分類結果 (パターン空間)

(a) 金 沢

Cluster Number	Reference Vector									Standard Deviation								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	51.1	48.8	76.0	75.4	46.6	19.1	31.8	25.0	28.1	30.9	25.2	62.7	58.3	34.3	18.0	20.3	20.5	27.2
2	87.7	97.2	110.5	88.3	74.0	61.9	68.4	58.4	40.2	34.4	42.9	54.5	39.7	33.7	23.2	15.6	21.4	24.3
3	47.8	52.7	66.4	67.3	71.8	73.6	36.2	23.7	46.8	27.6	29.4	41.6	52.2	51.1	25.7	22.2	16.6	29.2
4	150.0	136.7	146.9	110.7	95.4	74.9	75.0	60.9	31.5	45.3	58.0	64.6	48.2	45.3	20.1	19.8	25.9	17.0
5	39.1	49.4	109.4	101.9	109.5	37.6	138.0	27.0	46.5	22.0	34.7	76.8	63.1	110.0	34.8	23.0	23.8	29.5
6	165.5	99.5	92.7	84.4	84.3	93.1	44.9	91.0	66.2	69.2	53.6	46.1	42.7	31.8	23.0	20.8	32.4	21.5
7	67.4	62.1	60.6	78.7	45.9	35.7	40.7	78.6	52.1	36.5	33.2	36.5	53.3	31.6	21.9	20.8	27.8	32.1
8	107.9	84.2	85.7	100.0	54.7	30.3	46.9	172.2	98.4	62.1	46.3	103.7	75.9	15.0	13.4	29.6	29.4	20.6
9	69.2	126.7	158.4	88.3	110.1	89.8	133.2	70.9	57.9	18.7	51.1	48.4	52.9	52.5	18.4	22.8	22.0	31.0
10	60.7	65.5	59.6	96.1	213.1	220.9	60.5	26.2	40.8	49.5	23.2	35.1	58.7	82.8	52.8	39.4	20.7	15.5
11	41.8	57.8	71.1	60.3	54.4	95.9	48.2	69.9	96.4	25.2	36.3	38.2	42.1	41.0	22.9	28.3	28.1	34.7
12	54.8	77.8	74.2	104.5	76.1	43.0	142.9	82.7	124.2	29.7	72.0	56.7	71.6	41.0	17.4	30.0	25.2	43.6
13	166.2	162.5	127.6	120.3	94.5	78.5	108.8	151.3	71.0	52.1	65.9	59.3	107.8	34.8	38.6	23.5	58.2	33.2
14	39.0	62.7	63.0	99.5	57.4	47.6	88.6	40.8	89.2	29.8	44.2	41.0	58.4	51.6	26.8	18.6	23.2	43.2
15	79.5	84.0	57.6	72.3	63.8	98.0	58.1	144.6	129.1	53.7	40.5	38.4	50.9	43.3	21.1	25.1	39.1	56.2
16	78.3	115.3	126.7	101.4	113.4	138.3	91.0	58.1	44.8	33.8	58.5	59.1	55.5	58.5	30.7	25.5	23.4	18.1
17	65.8	60.3	61.3	66.9	74.8	170.0	19.9	52.3	100.3	39.0	45.8	29.1	49.7	66.0	33.2	15.0	19.5	48.1
18	40.6	41.3	45.7	60.2	38.9	30.5	32.3	69.9	186.5	300.5	34.3	37.5	30.9	30.3	22.3	26.3	39.1	55.4
19	70.8	137.0	84.6	80.5	58.6	58.5	192.5	150.5	127.8	43.0	76.7	33.2	35.4	28.4	33.0	32.7	34.0	64.5

表 3.4 (続 き)

(b) 福 井

Cluster Number	Reference Vector									Standard Deviation								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	155.6	138.5	100.3	181.9	80.6	84.1	58.3	94.1	45.2	31.0	60.7	55.5	86.6	33.0	31.9	29.9	22.2	24.5
2	42.5	47.3	70.4	76.7	61.2	36.7	43.2	18.8	19.6	26.0	32.1	50.4	51.2	49.5	26.4	27.7	12.8	13.1
3	72.6	64.1	99.3	62.5	56.5	24.5	61.4	192.4	53.7	13.3	26.7	92.6	49.2	38.6	13.6	31.9	23.8	35.1
4	45.5	45.7	53.9	65.5	43.7	45.8	34.8	63.7	34.0	24.5	21.3	35.1	46.1	27.3	33.3	19.6	15.3	17.8
5	109.4	128.0	196.6	104.1	148.8	144.4	194.2	78.1	46.4	43.4	54.8	53.3	57.7	57.4	59.9	60.2	18.3	20.2
6	217.4	64.3	68.8	64.5	47.5	77.9	17.4	54.2	114.9	31.7	30.3	28.3	35.2	6.7	56.5	6.0	26.5	20.3
7	46.6	59.3	65.1	57.9	47.0	58.6	30.0	20.6	76.9	28.1	41.8	40.8	38.3	37.3	42.8	22.4	16.8	18.5
8	118.4	116.8	99.7	65.2	81.3	87.2	40.2	30.8	34.4	43.3	47.9	40.3	36.3	53.7	46.2	20.6	16.5	21.5
9	56.7	69.5	56.8	83.7	37.7	32.4	38.5	113.2	65.1	30.0	48.5	40.1	46.1	33.2	32.5	20.7	19.6	23.4
10	56.0	82.0	94.6	78.1	81.8	78.9	74.3	47.7	43.6	26.9	51.6	71.2	51.8	59.2	62.7	24.1	14.3	18.9
11	55.0	78.9	103.1	63.6	68.2	73.2	126.3	62.9	87.9	24.0	39.4	54.5	40.0	37.2	45.4	38.2	23.6	26.3
12	49.2	55.4	77.7	67.5	61.8	58.1	60.5	20.7	143.3	24.9	42.0	45.8	39.0	37.3	45.3	40.5	10.4	18.6
13	136.7	110.0	166.3	129.4	146.4	134.4	89.4	42.7	43.3	56.3	45.9	94.5	53.3	85.4	90.8	35.4	12.7	16.6
14	112.4	100.4	109.1	109.5	90.1	88.5	133.3	141.1	39.0	61.9	56.0	66.8	67.7	37.5	44.7	33.2	23.3	17.2
15	68.0	99.4	135.7	142.6	112.9	102.8	101.6	75.4	34.3	24.0	41.7	55.8	73.6	45.9	44.0	29.9	22.9	17.8
16	74.5	131.0	95.1	62.4	66.0	75.7	47.4	64.5	90.1	29.6	62.8	54.5	38.6	44.1	56.0	26.1	18.1	21.2
17	29.6	44.4	121.2	77.0	107.2	37.2	137.5	29.6	44.1	17.9	30.5	85.5	53.7	98.6	42.2	38.2	18.9	28.3
18	32.8	106.5	67.6	60.5	52.2	60.6	87.4	123.6	115.9	29.6	53.4	33.4	29.7	25.8	22.6	30.4	29.4	22.0
19	32.9	60.8	53.6	35.3	30.8	60.8	41.8	64.0	184.5	18.9	47.5	31.9	31.3	21.4	47.5	34.1	18.2	24.6

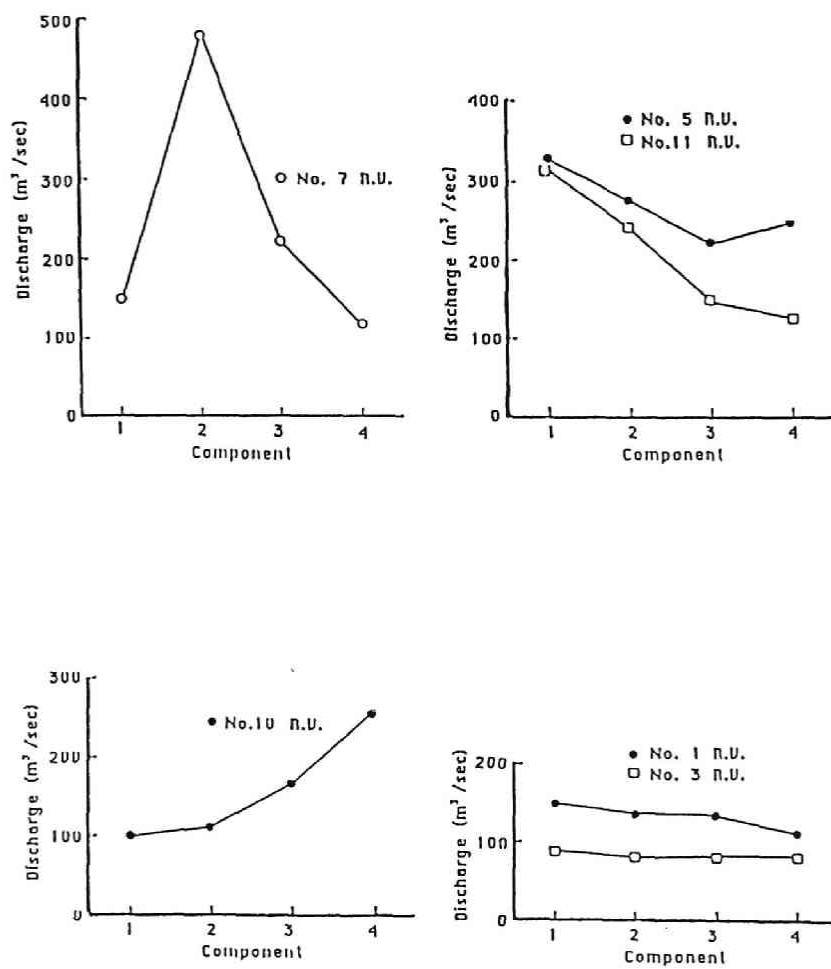


図 3.13 堀之内の標準ベクトル

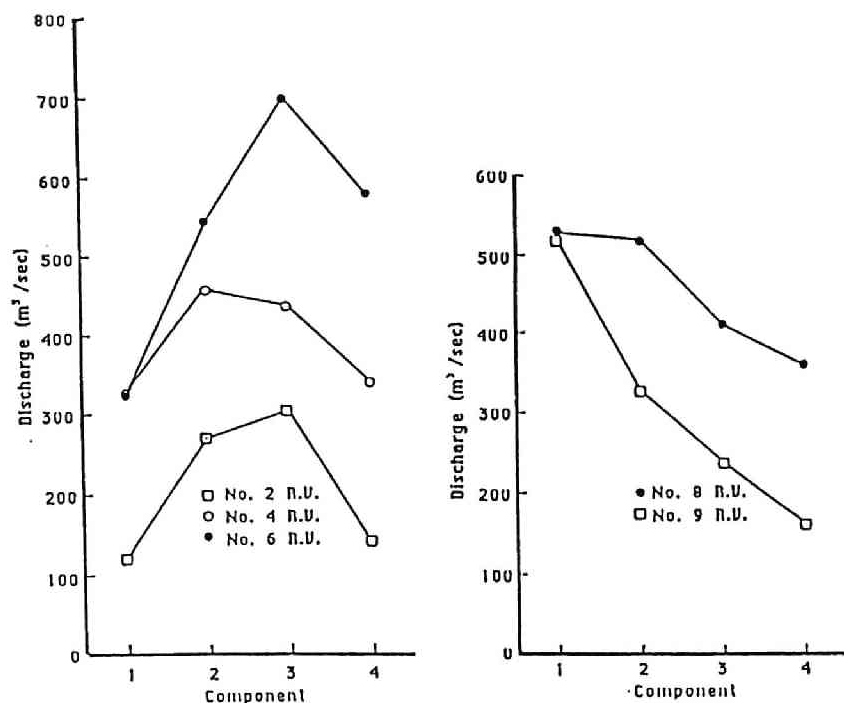


図 3.13 (続 き)

表 3.4 (続 き)

(c) 堀之内

Cluster Number	Reference Vector				Standard Deviation			
	1	2	3	4	1	2	3	4
1	86.9	82.0	81.9	82.8	25.5	25.8	23.3	27.6
2	122.0	269.0	304.2	141.4	40.3	53.4	113.0	46.4
3	149.9	130.8	137.2	112.9	42.7	36.3	30.0	30.1
4	325.8	463.4	438.5	343.3	73.5	98.5	55.5	78.6
5	315.5	230.6	144.9	124.6	50.4	48.8	30.4	25.8
6	321.3	520.3	703.0	578.3	84.2	89.9	187.6	88.6
7	140.7	480.5	222.0	117.2	55.0	58.4	100.8	61.8
8	528.0	516.8	410.9	357.2	127.6	42.5	12.8	66.8
9	519.1	326.3	236.7	160.4	61.6	115.8	64.0	48.0
10	98.4	110.5	163.6	256.9	39.2	28.9	55.9	52.1
11	326.1	275.3	221.0	247.2	34.2	78.6	32.2	45.5

表 3.5 各シーズンに生起する標準ベクトルの数

(a) 金 沢

Season No.	Pattern Class No.																		
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
1	1	29	3	21	0	10	1	0	8	2	1	2	5	0	1	15	1	0	0
2	22	4	28	0	2	0	25	0	0	1	7	0	0	8	0	0	1	2	0
3	22	1	18	0	12	0	13	2	0	2	5	2	0	8	2	0	5	6	2
4	0	4	6	1	2	7	15	5	4	1	11	7	5	8	8	3	5	4	4
Total	45	38	55	22	16	17	54	7	12	6	24	11	10	24	11	18	12	12	6

(b) 福 井

Season No.	Pattern Class No.																		
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
1	6	1	0	0	4	1	1	11	1	15	4	0	12	7	19	5	3	0	0
2	0	27	0	34	0	0	10	3	3	4	1	3	0	0	0	3	0	1	1
3	1	18	2	12	0	1	14	5	9	6	2	6	0	0	0	1	10	1	2
4	1	6	3	12	0	3	11	2	12	5	5	4	0	2	2	10	1	6	5
Total	8	52	5	58	4	5	36	21	25	30	12	13	12	9	21	19	14	8	8

(c) 堀之内

Season No.	Pattern Class No.										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	25	0	5	0	0	0	0	0	0	1	0
2	7	1	2	0	0	0	1	0	0	19	1
3	0	0	1	12	0	8	0	6	1	0	3
4	2	0	11	0	11	0	0	0	5	0	2
5	6	5	11	0	1	0	3	0	1	4	0
6	21	1	4	0	2	0	2	0	0	1	0
7	21	0	9	0	1	0	0	0	0	0	0
8	15	0	10	0	0	0	0	0	1	5	0
9	7	0	24	0	0	0	0	0	0	0	0
Total	104	7	77	12	15	8	6	6	8	30	6

梅雨期が6月下旬から7月中旬であると言う事実と一致する。第4シーズンは19個の全てのパターンが生起し、年ごとの降水現象の変動が最も激しいシーズンであることを示している。福井の旬降水量のパターン解析結果においても同様の傾向が見られ、これらの結果は、第2章で述べた月降水量の解析結果とも一致する。また、各パターンクラスの変数正規性に関して、Kolmogorov-Smirnov検定を行った結果、全てのパターンクラスは有意水準5%で多変数正規分布と見なされた。以上のことから、特徴抽出による本章で述べた解析法の妥当性が示されたと言える。

次に堀之内のパターン解析結果について見ると、低水流量パターンである第1パターンが全体のほぼ半分を占めている。融雪出水の時期である第3シーズンにおいてのみ、高水パターンである第4、第6および第8パターンが生起しており、融雪出水が流出量に占める割合が大きいことが分かる。この場合、特徴抽出を行わなかったが、各パターンクラスは多変数正規分布と見なせるものであった。

2) データの模擬発生結果 3.3.2で述べた手順に従って、金沢のデータに対しては100年間、福井については90年間、堀之内については31年間のデータの模擬発生を、それぞれ50回行なった。時系列レベルでの模擬発生結果を表3.6に、旬レベルでの模擬発生結果を図3.14および図3.15に示す。

時系列レベルでの結果を見ると、平均、標準偏差およびラグ1の自己相関係数は十分再現されているが、3次以上の高次のモーメントの再現性が悪い。また、旬レベルの結果を見ると、3地点のデータとも平均値の再現性は良好であるが、標準偏差について見ると

表 3.6 時系列レベルでの模擬発生データと観測データの比較

(a) 金 沢

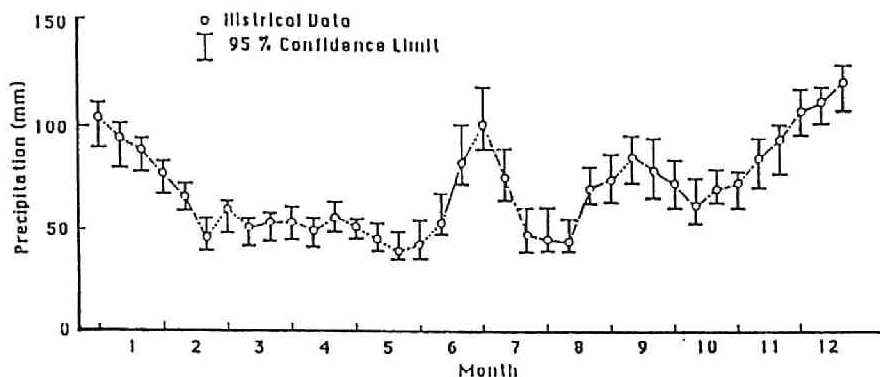
Statistics	Mean	S.D.	Skew.	Kurt.	R.C.	Hurst C.
Generated data	71.5	52.5	0.4935	3.5703	0.2100	0.5403
S.D. of G.D.	0.9	0.8	0.0568	0.1555	0.0171	0.0034
Historical data	71.3	51.8	1.4499	6.5670	0.1917	0.5646

(b) 福 井

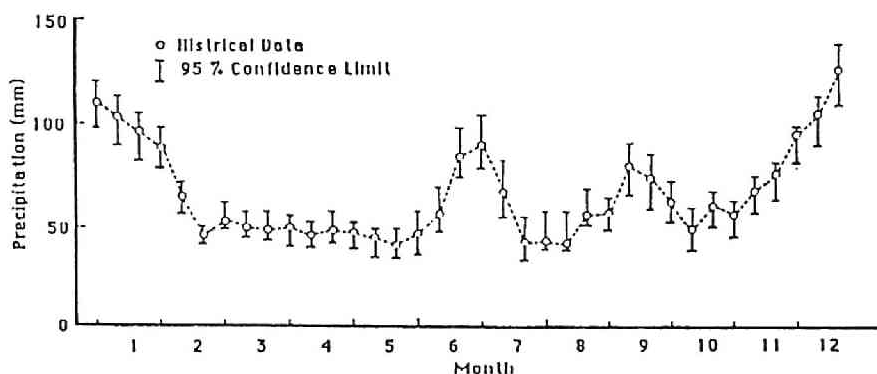
Statistics	Mean	S.D.	Skew.	Kurt.	R.C.	Hurst C.
Generated data	67.1	51.6	0.5983	3.7647	0.2193	0.5455
S.D. of G.D.	0.9	0.9	0.0574	0.1915	0.0221	0.0033
Historical data	67.0	51.0	1.5600	6.8982	0.2026	0.5572

(c) 堀之内

Statistics	Mean	S.D.	Skew.	Kurt.	R.C.	Hurst C.
Generated data	164.6	129.9	2.1632	8.4398	0.7206	0.5957
S.D. of G.D.	4.3	6.2	0.1439	1.1643	0.0168	0.0033
Historical data	163.2	120.9	2.2365	9.4874	0.7384	0.6642



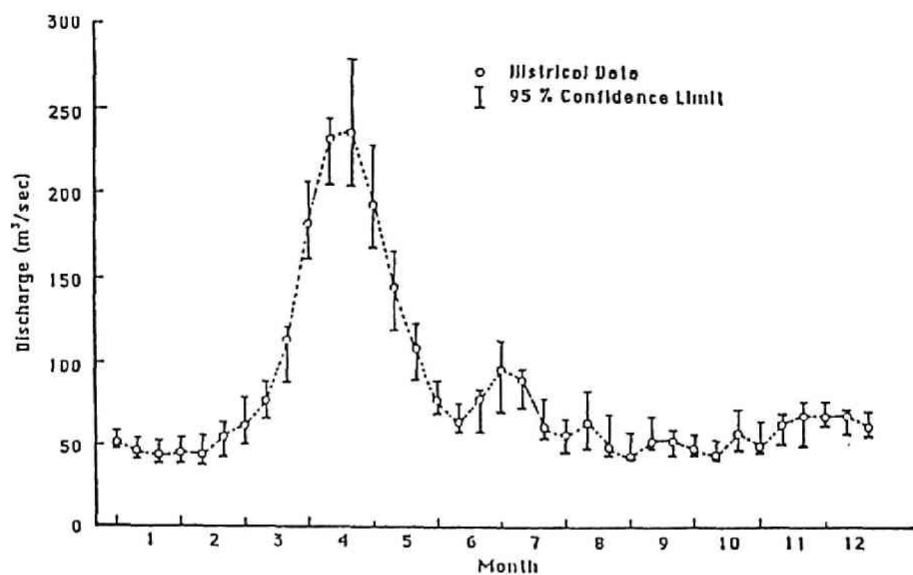
(a) 金 沢



(b) 福 井

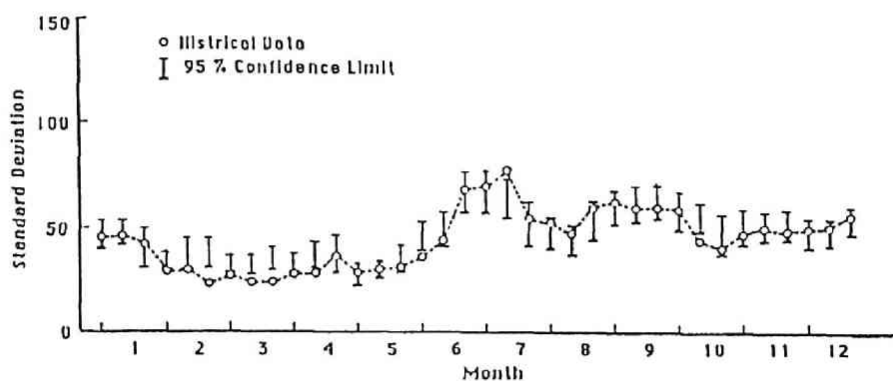
図 3.14 旬レベルでの模擬発生データと観測データの比較（平均）

模擬発生データの95%信頼限界内に実測データが入らない再現性の悪い旬が金沢で8旬、福井で4旬見られる。これは前述のデータの模擬発生法の所で述べたように、特徴抽出を行った際に特徴として採用されなかった要素を互いに独立に正規分布に従っているとしてデータの模擬発生を行なった点に原因があると思われる。また、時系列レベルでの高次のモーメントの再現性が良くないのもこの理由によるものと考えられる。しかし、実用上は2次までのモーメントが再現できれば十分な場合が多く、しかも実用的な非正規多変数分布がない現状を考えれば、95%信頼限界内からのはずれも小さいので全体として良好な結果であると言え、本モデルは実用上十分な結果を与えていると言える。



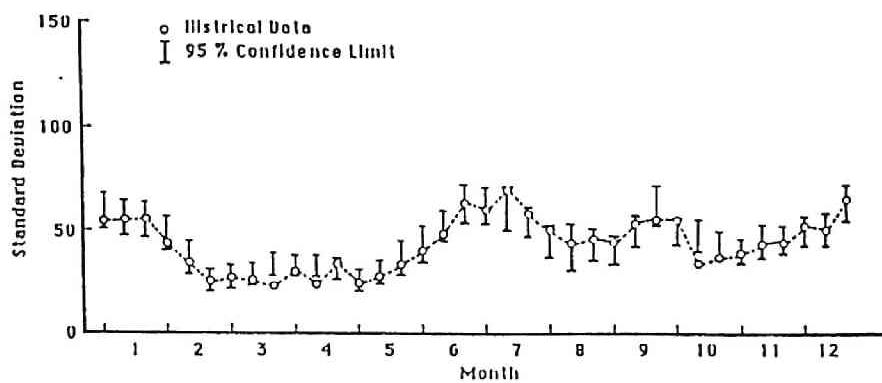
(c) 堀之内

☒ 3 1 4 (続 き)

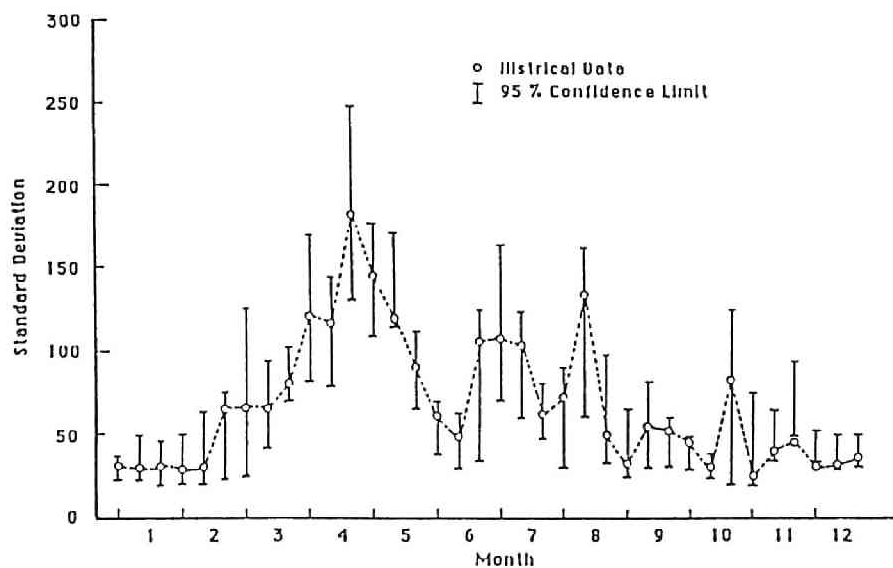


(a) 金沢

図 3.15 旬レベルでの模擬発生データと観測データの比較 (標準偏差)



(b) 福 井



(c) 堀之内

図 3.15 (続 き)

3.4.2 年単位データへの適用

年単位データの解析には金沢および福井の年降水量データを用いた。解析に用いたデータの期間は旬単位と同じである。パターン解析の結果を表3.7および図3.16から図3.17に示す。金沢および福井でそれぞれ3つのパターンクラスに分けられた。これらの結果を見ると、福井の第2パターンクラスが単調増加の傾向を示すのみであり、他のパターンは一定の傾向を示さないパターンである。しかもこのパターンの生起回数は6回と低く、年降水量が3年以上にわたって増加することはほとんどないことを示している。このことから年降水量時系列の変動パターンのランダム性が分かる。また、シミュレーション結果を表3.8に示すが、この結果を見ると、基本的統計量である平均、標準偏差、歪度および尖り度は、いずれも模擬発生データの95%信頼限界内にあり、本モデルにより観測データの持つ種々の統計的性質が十分再現されていると言える。これらのことから、3.2.2で示した年降水量時系列からパターンベクトル系列への分割法およびパターン分類結果に基づくデータの模擬発生手法が妥当であったと言える。

表 3.7 標準ベクトルとその生起回数

(a) 金 沢

Cluster Number	Reference Vector			Standard Deviation			Occurrence Times
	Component			Component			
	1	2	3	1	2	3	
1	2421.5	2380.0	2488.6	218.5	157.1	255.7	15
2	2558.1	2901.6	2214.0	171.8	267.0	132.6	9
3	2692.8	2862.2	2813.6	302.0	227.8	221.3	9

(b) 福 井

Cluster Number	Reference Vector			Standard Deviation			Occurrence Times
	Component			Component			
	1	2	3	1	2	3	
1	2350.0	2395.7	2177.7	234.0	241.8	157.0	15
2	2103.9	2534.7	2944.2	165.8	135.0	285.0	6
3	2666.9	2280.0	2628.6	163.4	220.0	143.3	9

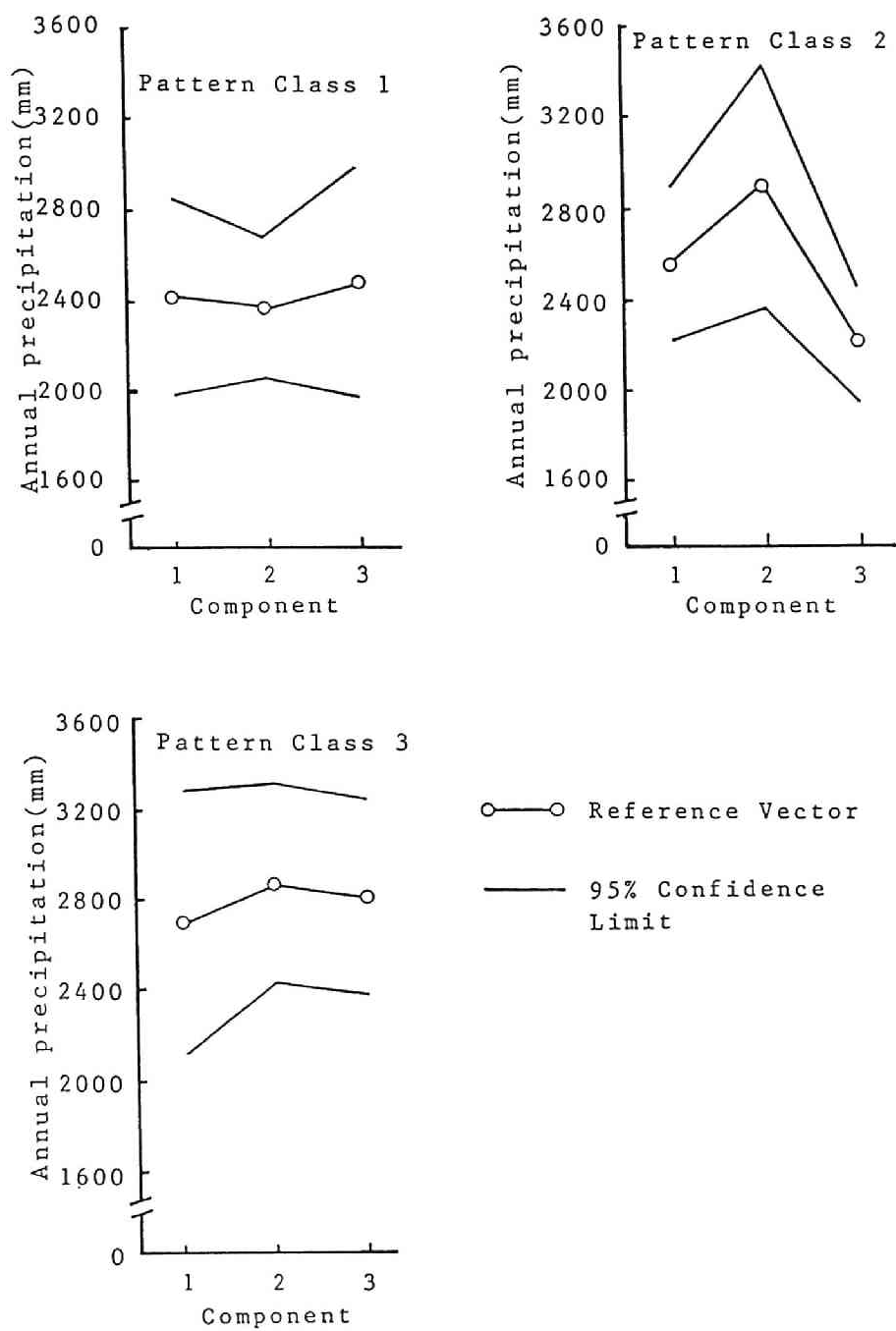


図 3.16 金沢の標準ベクトル

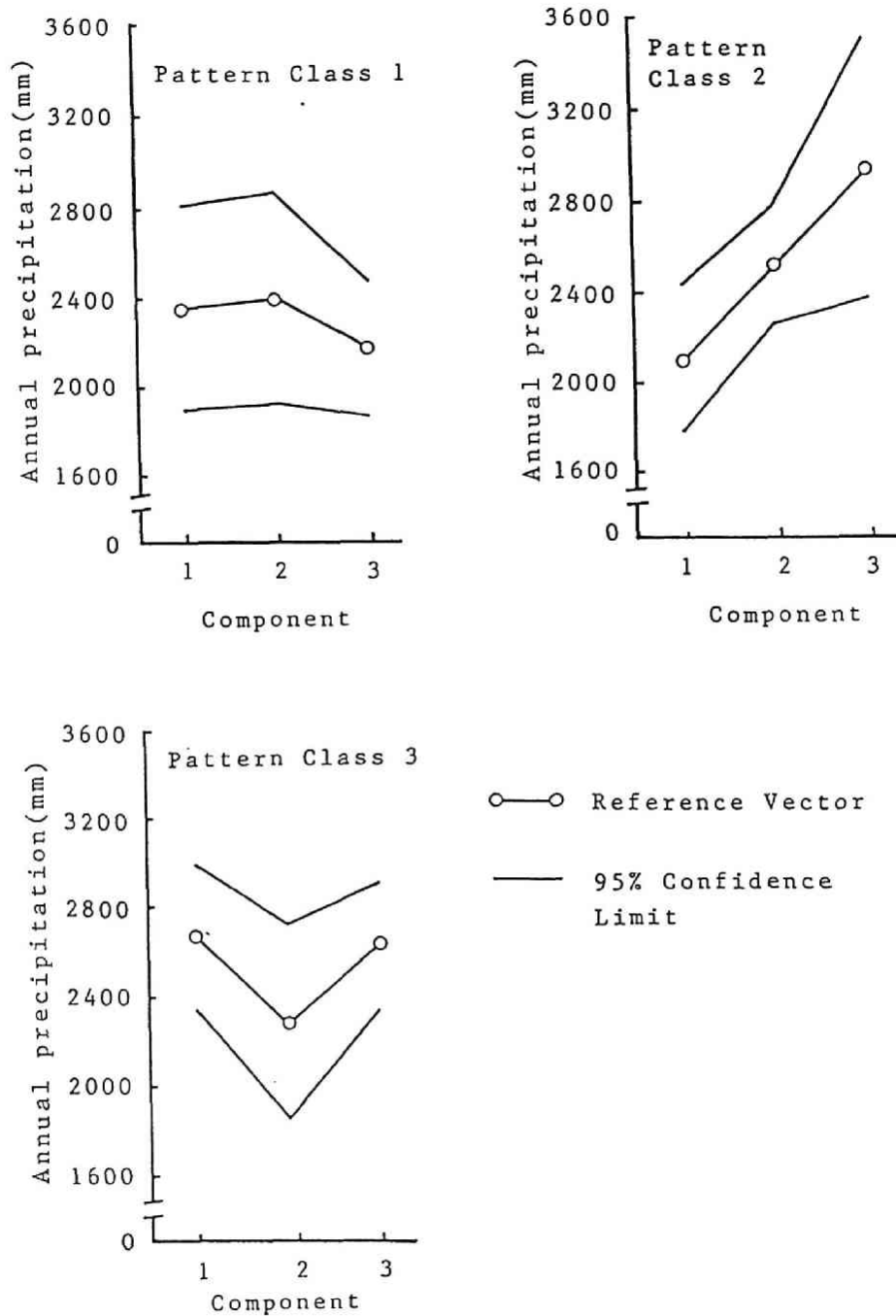


図 3.17 福井の標準ベクトル

表 3.8 年降水量の模擬発生データと観測値との比較

(a) 金 沢

	Mean	S.D.	Skewness	Kurtosis
Mean of \bar{X}	2575.7	297.4	0.2804	2.6299
S.D. of \bar{X}	39.3	17.3	0.1952	0.3699
H.D.	2562.9	308.1	0.3641	2.7795

(b) 福 井

	Mean	S.D.	Skewness	Kurtosis
Mean of \bar{X}	2417.3	298.4	0.4673	3.3435
S.D. of \bar{X}	34.8	20.8	0.3211	1.1597
H.D.	2416.9	299.9	0.3936	3.1422

\bar{X} : Generated data

S.D.: Standard deviation

H.D.: Historical data

3.5 結 語

本章で得られた結果を要約すると以下のとおりである。

1) クラスタリングトランスフォーメーションによる正規化を行った後、K-L展開により特徴抽出を行うことにより、旬単位水文量の時系列変動パターンの認識・分類および解析が可能である。

2) 特徴として抽出された m 個の要素を模擬発生させた後、残りの $(n-m)$ 個の要素を互いに独立であるとして模擬発生させた結果、高次のモーメントの再現性はやや悪いものの、2次までのモーメントは十分な精度で再現出来、パターン認識概念に基づいたデータの模擬発生モデルは旬単位データに対しても拡張できることが分かった。

3) シーズンの概念の無い年単位時系列データに対しても、時系列を3次元ベクトル系列に分割することにより月単位の場合と同様の解析が出来る。データの模擬発生を行った結果、時系列レベルで平均、分散、およびラグ1の自己相関係数等の統計量を十分再現することが出来た。

参 考 文 献

- 1) 江藤剛治: 降水量時系列の解析、土木学会誌、Vol. 63、pp. 78-83、1978.
- 2) 河村明、上田年比古、神野健二: 降水時系列の長期的パターン変動の解析、土木学会論文集、第365号/II-4、pp. 155-164、1985.
- 3) 前出の1)
- 4) Hinkley, D. V.: On quick choice of power transformation, Applied Statistics, Vol. 26(1), pp. 67-69, 1977.
- 5) Box, G. E. P., and D. R. Cox: An analysis of transformations, Journal of Royal Society, Service B, Vol. 26, pp. 211-252, 1946.
- 6) 長尾正志、角屋睦: 二変数ガンマ分布とその適用に関する研究(1) — 二変数指数分布の基礎理論 —、京都大学防災研究所年報、第13号B、pp. 105-133、1970.
- 7) 上谷昌史、高瀬信忠、宇治橋康行: 旬降水量時系列のパターン解析とシミュレーション、土木学会中部支部研究発表会講演概要集、pp. 116-117、1990.
- 8) Tou, J. T. and Gonzalez, R. C.: Pattern Recognition Principles, Addison-Wesley, 1974.
- 9) Panu, U. S., and Unny, T. E.: Entropy concept in feature extraction and hydrologic time series synthesis, in Modeling Hydrologic Processes, edited by Morel, H. J. et al., Water Resources Publications, pp. 100-115, 1979.
- 10) 前出の8)
- 11) 上坂吉則、太原育夫: パターン認識と図形処理、文一総合出版、1984.
- 12) 前出の8)

第4章 一雨のパターン分類に基づく

計画降雨波形の決定

4.1 緒言

洪水防御計画の基本となる洪水ハイドログラフは基本高水と呼ばれる。基本高水を決定する方法には種々の手法があるが、「建設省河川砂防技術(案)」¹⁾(以下基準案と言う)では、一般には計画降雨を定め、これにより基本高水を求めることを標準としている。計画降雨は、降雨量、降雨量の時間分布および降雨量の地域分布の3要素で表され、計画の規模は降雨量の年超過確率で評価されている。基本高水の決定に際し、流量データの代わりに降雨データが用いられるのは、流量データはデータ年数が短いおよび流域の改変や河道改修などにより河川の流出特性が変化し、データの均質性に問題があり、統計解析には必ずしも適切とは言えないためである。

現在、計画降雨波形の決定法としては、降雨強度式より一つのピークの前後に降雨強度を配分する方法^{2)、3)}あるいは実績降雨の引き伸ばし法⁴⁾が用いられている。前者は、市街地の雨水排水計画に、後者は河川の洪水防御計画に広く用いられている。しかし、降雨強度式より一つのピークの前後に降雨強度を配分する方法は、実際の一連降雨を表現したものではない。また、計画確率年に対する降雨強度式より得た計画降雨波形は、結果的に計画確率年よりも大きな確率年をもたらすことがある^{5)、6)}。さらに、降雨期間内の雨量相互の相関関係を再現できない欠点もある。また、降雨強度式についても、タルボット型やシャーマン型に代表される、数多くの形式のものが提案されているが^{7)、8)、9)}、これらはいずれも特定地域で経験的に用いられたものであり、前提となる経験式の成立そのものに対する確率統計学的考察は長尾¹⁰⁾の研究以外にほとんど行われていない。一方、実績降雨の引き伸ばし法では、実績降雨波形を重要視しているものの、総雨量の確率年に対してピーク雨量の確率年が極端に大きくなる場合があること、および引き伸ばし率の限界が明らかではないなどの問題がある。最近、端野^{11)、12)}は2変数指数分布に基づいて、総雨量とピーク時間雨量の条件付確率降雨強度曲線と条件付確率降雨波形を提案し、引き伸ばし率の限界の確率的評価を行っているが、降雨波形の重要な要素の一つである降雨の継続時間は、確率変数として考慮されていない。

第2章および第3章でパターン認識手法が水文時系列の解析に有効であることを示したが、ここでは、パターン認識手法を用いて時間降雨データ波形のパターン分類を行い、この分類結果に基づく合理的な計画降雨波形の決定法を提案する^{13)、14)}。ただし、ここでは、計画降雨の3要素のうち、地域分布については考慮せず、総雨量とその時間分布のみを扱うが、地域内の分布については、ここで示す手法により地域内の各観測所のデータを同様に解析し、降雨の地域分布を求めれば良いからである。

4.2 計画降雨波形の決定法

4.2.1 実績降雨の引き伸ばし法の問題点

はじめに述べたように、河川の洪水防御計画の基本となる基本高水を設定するために用いられる計画降雨の時間分布の決定法としては、実績降雨の引き伸ばし法が広く用いられている。ここでは、基準案に示された計画降雨の決定手順を再考し、その問題点を明らかにする。基準案に示されている計画降雨の決定手順は次のようである。

- ① 河川の重要度等に応じて計画の規模を定める。計画の規模は、降雨量の年超過確率により評価される。
- ② 流域の大きさ、降雨の特性、洪水流出の形態、計画対象施設の種類および過去のデータの入手の容易さなどを考慮して計画降雨の継続時間を決定する。
- ③ ① で定めた計画の規模に従い、継続時間内の降雨量を求める。
- ④ 既往洪水等を検討して選定した相当数の降雨パターンに基づき、①で定められた規模に等しくなるように計画降雨の時間分布および地域分布を求める。

上記の手順④において、基準案では、計画降雨波形の定め方として、1) 降雨量、時間分布および地域分布相互間の統計学的もしくは気象学的関係を明らかにし、この関係に基づいて計画降雨を定める方法、2) 過去に生じたいくつかの降雨パターンをそのまま引き伸ばすいわゆる引き伸ばし法の2つの方法を示しているが、特に、2)の方法が単純で分かりやすいとしてこの方法を用いることとしている。

以上の計画降雨波形決定手順の問題点を列挙すると、

- ① 継続時間の決定において、計画降雨決定に際して考慮すべき既往降雨の継続時間は一定ではないにもかかわらず、利用できるデータあるいは解析上の理由から、継続時間を一定にとり、1日、2日あるいは3日にとられている。
- ② したがって、統計解析される雨量は過去の降雨の継続時間内の雨量ではなく定めら

れた継続時間の雨量である。

- ③ 時間分布の決定に際して用いられる引き伸ばし率は2倍程度とされているが、その限界の根拠は明確ではない。また、引き伸ばされた降雨波形のピーク時間雨量の超過確率が計画規模に比べて著しく大きくなることがある。さらに、定められた継続時間と実績降雨の継続時間が一致しないため、これに対する何らかの処理が必要である。

これらの問題点は、統計的に処理されている雨量が実際の降雨の継続時間のものではないことおよび降雨量とその時間分布との相互関連が統計的に考慮されていないことによる。これは、基準案に示されたデータ抽出と解析手順を踏む限りやむを得ないことである。しかしながら、最近では、降雨観測システムも拡張整備され、観測データの整備・蓄積が進んで来ているので上述の問題点を克服する計画降雨の決定法も可能となって来ている。以下にこのような現状を踏まえ、降雨波形全体の持つ特性あるいは情報を解析することによる新しい計画降雨決定法を示す。

4.2.2 一雨のパターン解析に基づく計画降雨波形の決定法

4.2.1で述べたように、現在の引き伸ばし法の問題点は、降雨の特性を表す量としての継続時間と総雨量を、それぞれ独立に抽出、解析している点にある。したがって、引き伸ばしにより、合理的な降雨波形を得るためには、一回の降雨の全時間雨量を解析データとして用いなければならない。すなわち、降雨波形そのものを統計的に処理しなければならない。

一回の降雨の継続時間を T_r 時間とすれば、一回の降雨は、 T_r 個の毎時観測値をその観測順に並べたものを要素とする T_r 次元ベクトルと考えることが出来、この T_r 次元ベクトルは、一回の降雨の時間変動パターン、すなわち、降雨波形に関する全ての情報を含んでいる。したがって、降雨波形も一つのパターンであり、 T_r 個の時間雨量からなる T_r 次元ベクトルは、第2章で述べたパターンベクトルである。以後、このベクトルを降雨パターンベクトルと呼ぶ。したがって、第2章で述べた手法により、降雨波形のパターンを認識・分類し、各パターンクラスのパターン内構造の統計的性質を解析することにより、より合理的、かつ現実的な計画降雨波形の決定が可能となる。ただし、降雨の継続時間は数時間の短いものもあれば、数十時間にもおよぶ長いものもあり、降雨パターンベクトルの次元は同じではない。したがって、降雨パターンベクトルをそのまま解析するのではなく、何らかの特徴抽出を行い、同次元の特徴ベクトルを構成し、これを対象として認識・分類

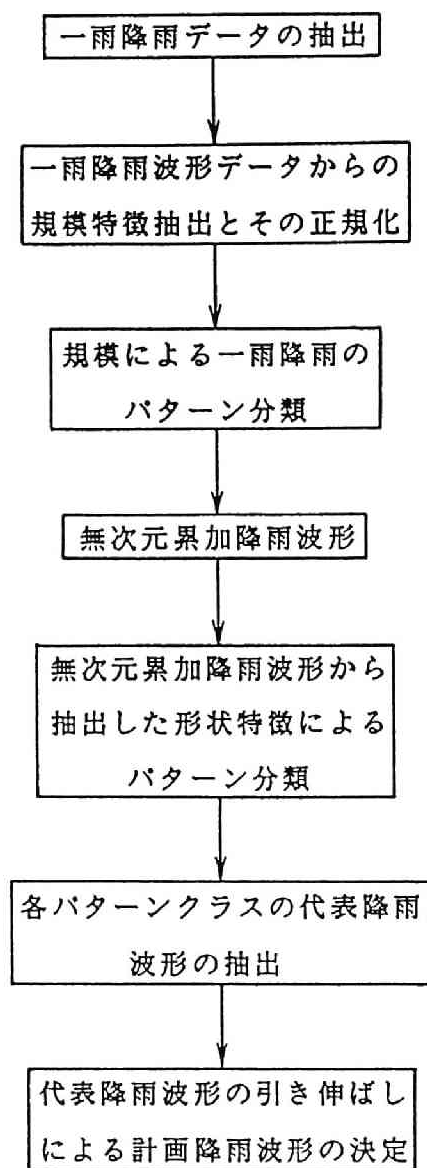


図 4.1 パターン認識手法を用いた計画降雨波形決定のフローチャート

する必要がある。このようにして分類された各パターンクラスの標準ベクトルを、そのクラスの代表パターンとし、この代表パターンを計画の規模に応じて引き伸ばして計画降雨波形とすることを提案する。ここで提案する計画降雨波形決定法のフローチャートを図 4.1 に示す。データの抽出法およびパターン解析法については次節に述べる。

4.3 降雨データの抽出法

4.3.1 一雨の定義

計画降雨波形を実降雨データの解析から決定しようとする場合、降雨パターンベクトル、すなわち、一回の降水データを抽出する必要があるが、このためには一回の降水の定義を明らかにしておく必要がある。ここでは、降雨パターンベクトルを抽出するにあたって必要となる「一雨」の定義について述べる。

江藤ら¹⁵⁾は、一回の降水に対する適当な表現がないことから、「一雨降雨」という用語を用い、これを、「一個の中規模擾乱によりもたらされる一連の降水のこと、よって途中で短い降水の中断があっても一回の降水とみなされる。」と定義している。ここで言う、中規模擾乱の空間的大きさと寿命は、水平方向の波長は数十Km～数百Km、垂直方向の厚さは10Km、寿命は十数時間である¹⁶⁾。藤原ら¹⁷⁾も同様の定義を採用している。一方、気象関係では、台風、低気圧などの一つの気象的原因によって起こった降雨を一雨と定義している¹⁸⁾。中規模擾乱の中には、メソ高・低気圧、前線、不安定線などが含まれるので両者の定義にはほとんど差はない。そこで、本研究では、一つの気象的原因によって起こった降雨を一雨とする後者の定義を採用し、一回の降水を一雨と呼ぶ。なお、降水には、降雨と降雪が含まれるが、ここでは雨を対象として考えているため、以後、すべて降雨を用いる。

前述の定義にみられるように、一雨の中には降雨の中断があるので、途中の降雨中断時間がどの程度までであれば一連降雨とみなすかが問題となる。江藤らはこの点について何も述べていないが、中規模擾乱の寿命が十数時間であることを考えれば、降雨の中断時間も最大十数時間程度と考えられる。一方、気象庁の「地上気象観測統計指針」¹⁹⁾の調査的統計の方法の項では、一雨のとり方として次の2つの方法を示している。

(1) 天気図から一雨の原因を調べ、一雨の範囲を決める。

(2) 無降雨継続時間に限界値を設け、それ以上長い無降雨の継続があれば、その前後の降雨群は別の雨とする。

さらに同指針では、一般の気象統計では、(2)の方法が主観が入らず作業が容易で実用的であるとし、無降雨継続時間の限界値を24時間としている。

4.3.2 一雨データの抽出

一雨の抽出法としては、4.3.1に示した(2)の方法を用いるのが実用的であるが、この場合、無降雨継続時間の限界値をどのようにとるかが問題となる。中島は²⁰⁾、同指針の示す24時間はやや大きいとの観点から、限界値として12時間を用いている。これは、無降雨継続時間の限界値を24時間とすると、夏の雷雨やにわか雨の場合、十分離れた降雨群を一雨として採用してしまうことがあり、逆に、限界値を小さくとりすぎると、梅雨前線など、一つの気象現象によって生じた降雨にもかかわらず、これを別の降雨と見なす結果となるからである。現実には、一雨のデータの解析においては、無降雨継続時間の限界値として3~24時間が用いられており、現在のところ限界値に対する明確な基準はないと言った状況である。

本研究では、Grace ら²¹⁾が用いたと同様、順位相関検定²²⁾により降雨群の線形相関を調べ、各降雨が無相関であるとみなせる無降雨継続時間をもって限界値とし、一雨を抽出することとした。さらに、ここでは洪水防御計画を対象としているので、比較的大きな雨のみを対象とした。また、わが国の降雨は、降雨初期および降雨末期において弱い雨が継続することが多いので、これを分離し、降雨の中心部分を対象として以下のように一雨データを抽出した。

- ① 順位相関検定により無降雨継続時間を定め、総降水量80mm以上の降雨を抽出する。(後述の金沢の例では無降雨継続時間の限界値は12時間であった。)
- ② ①で抽出された降雨から降雨前期あるいは降雨後期の弱雨部分を分離する。すなわち、2.0mm/hr未満の降雨が6時間以上継続し、その後2.0mm/hr以上の降雨があった場合、その系列を別の降雨と見なす。
- ③ ②で得られた一雨降雨のうち、降雨継続時間が3時間以上、かつ総雨量80mm以上の降雨を解析対象降雨として抽出する。

以上の一雨降雨抽出の概念図を図4.2に示す。

4.4 一雨のパターン解析

4.4.1 一雨の特徴抽出

前節で述べた方法によって抽出された一雨は、4.2.2で述べたようにパターンベクト

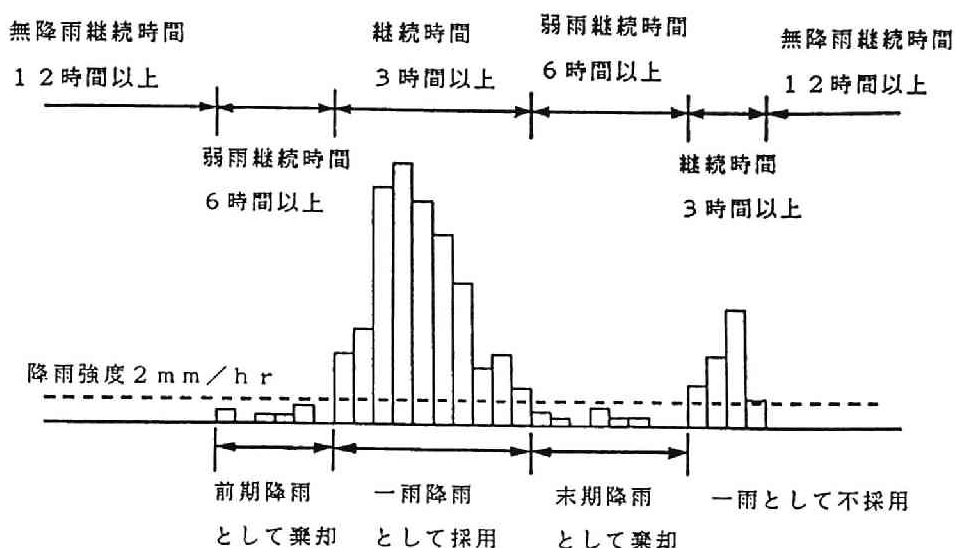


図 4.2 一雨降雨抽出の模式図

ルであり、パターン認識手法により分類し、解析することが可能である。しかしながら、ここで問題となるのは前述のように、一雨の継続時間は通常、降雨ごとに異なるため、ここで扱うパターンベクトルの次元は同じではないと言う点である。このため第2章で述べた方法をそのまま用いることはできないので、何らかの方法で特徴抽出を行い、各パターンベクトルから次元の等しい特徴ベクトルを求めなければならない。

数学的な特徴の抽出法としては、第3章で用いたKarhunen-Loeve²³⁾展開や、パターンベクトルの要素の分布が既知である場合のエントロピー関数を用いる方法など²⁴⁾がある。しかし、これらの方法はいずれもパターンベクトルの次元が同じである場合、すなわち、同一パターン空間上のパターンベクトル群に対して適用できるものであり、ここでは適用することが出来ない。したがって、ここでは、水文学的観点から、毎時の観測値以外の量で降雨波形を特性づけている諸量の中から、一雨の特徴を抽出することとする。

一般に降雨波形を代表する量としては、総雨量、降雨継続時間、ピーク時間雨量、ピーク生起位置および平均降雨強度などが考えられる。また、降雨波形の全体的な形状を表すものとしては、累積降雨量曲線や、これを総雨量を用いて無次元化した無次元累積降雨量

曲線が有効と考えられる。酒井ら²⁵⁾は合流式下水道の水質汚濁防止計画のための計画降雨波形の決定に当たって無次元累積降雨量曲線を用いている。ここでも、降雨波形の全体的な形状の差を表すものとして無次元累積降雨量曲線を用いることとし、無次元累積時間が25%、50%および75%となる時間の無次元累積降雨量を特徴として抽出し、3次元パターンベクトルを構成した。さらに、前述したように、計画の規模は、計画降雨の降雨量の年超過確率で評価されていることを考えれば、降雨波形の形状だけでなく降雨波形の規模を評価する特徴も必要である。ここでは、総雨量(R_T)と総雨量との相関があると言われる降雨継続時間(T_r)およびピーク時間雨量(r_p)を特徴として抽出した。総雨量、降雨継続時間およびピーク時間雨量の3個の特徴は、無次元累積時間が25%、50%および75%に対応する3個の無次元累積降雨量が降雨波形の全体形状を表す特徴(以下形状特徴と言う)であるのに対し、降雨波形の規模(以下規模特徴と言う)を表すものである。

4.4.2 一雨のパターン解析

4.4.1で一雨降雨から6個の特徴を抽出し、これを解析に用いることとしたが、総雨量、降雨継続時間およびピーク時間雨量の3個の規模特徴と無次元累積時間25%、50%および75%に対応する無次元累積降雨量として選ばれた3個の形状特徴とでは、その表す内容と絶対値に大きな差があるため、これら6個の特徴を一つの特徴ベクトルとしてパターン分類を行っても満足のいく結果は得られない。そこで、本研究では、総雨量、降雨継続時間およびピーク時間雨量の3個の規模特徴と無次元累積時間25%、50%および75%に対応する無次元累積降雨量として得られた3個の形状特徴を分けて考え、それぞれが独立に2つの3次元特徴ベクトルを構成するとし、2段階の分類を行うこととした。

降雨波形の規模と形状のうち計画においては、その規模の評価がより重要であると考えられるため、まず、総雨量、降雨継続時間およびピーク時間雨量の3要素からなる規模特徴ベクトルを用い、降雨規模により第一段階の分類を行った。ただし、これら3要素は単位が異なり、さらにピーク時間雨量は他の2つの要素に比べて、一桁小さな値であるため、各要素の平均値および標準偏差を用いて、3要素とも、平均値0、標準偏差1となるように規準化を行なった後、認識分類を行った。

次に、第二段階では、第一段階で分類された各パターンクラスの一雨に対して形状特徴を抽出し、各パターンクラス内の同規模の降雨群をその形状により分類を行ない、実データの解析例で述べるように、短時間強雨の前方集中型、長時間弱雨の一樣降雨型のように

分類を行った。

なお、パターン分類には第2章および第3章で用いたI S O D A T Aアルゴリズムを用いた。

4.5 実データへの適用例

4.5.1 一雨のパターン解析結果

1) 降雨規模による分類結果 解析に用いたデータは、金沢の1940年から1986年の47年間の時間雨量データである。このデータに対して、順位相関検定を行ったところ、無降雨継続時間12時間以上にとると前後の降雨群は無相関であると見なされた。したがって、一雨のデータ抽出に用いる無降雨継続時間の限界値を12時間とした。この値は、中島²⁶⁾がA M e D A Sのデータ解析に用いた値と同じであり、中規模擾乱の寿命からみても妥当な値である。この限界値を用い、4.3.2で示した手順に従って一雨を抽出した結果、47年間で88個の一雨データが抽出された。これら88個のデータに対して降雨の規模を表す総雨量、継続時間およびピーク時間雨量の3つの特徴を抽出し、正規化を行なった後、I S O D A T Aアルゴリズムを用いてパターンを分類した。結果を表4.1に示す。ただし、表では正規化された特徴ベクトルの各要素を元の変量値に変換してある。表4.1に示すように、一雨データ群は4個のパターンクラスに分類された。第1パターンクラスは抽出された降雨群の中では、降雨継続時間が短く、総雨量およびピーク時間雨量も小さい降雨パターンであり、大災害を引き起こすような降雨ではない。しかし、その発生頻度は高く、ほぼ1.5年に一回生起する雨である。第2パターンクラスは継続時間が長く、総雨量、ピーク継続時間も小さい雨であり、第1パターンクラス同様、大きな災害には結び付かない雨と考えられる。第3パターンクラスは、4つのパターンクラスの中で、総雨量が最も多く、また、継続時間も最も長い。さらに、ピーク時間雨量も第1および第2パターンクラスに比べて大きく、災害を発生させる可能性のある降雨パターンであり、計画降雨として考慮されるべきパターンクラスである。第4パターンクラスは、継続時間が約10時間と短く、ピーク時間雨量が40mm/hと全パターンクラスの中で最も大きく、短時間強雨型の雨である。総雨量は、他のパターンに比べて最も小さいため、大流域ではそれほど大きな洪水とはならないが、中小河川や、市街地では災害を起こす可能性のあるパターンであり、第3パターンクラス同様、計画降雨として考慮すべき降雨パターンである。

表 4.1 一雨降雨のパターン分類結果

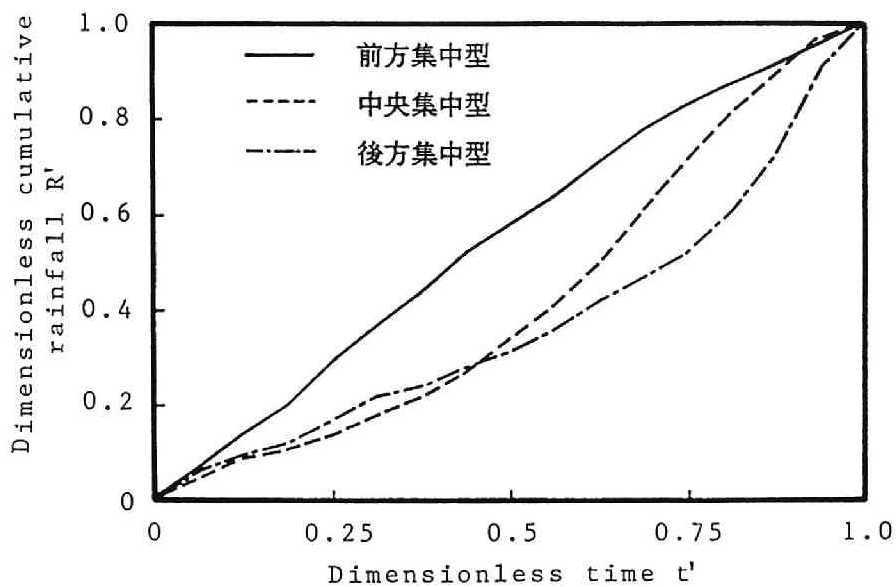
	Pattern Class 1			Pattern Class 2			Pattern Class 3			Pattern Class 4		
Number Of Pattern	30			25			18			15		
Reference Vector	R_T	T_C	r_P	R_T	T_C	r_P	R_T	T_C	r_P	R_T	T_C	r_P
	98.79	16.07	19.42	102.55	30.13	11.67	186.09	32.68	24.44	91.27	9.32	40.97

表 4.2 各パターンクラスの特徴間の相関係数

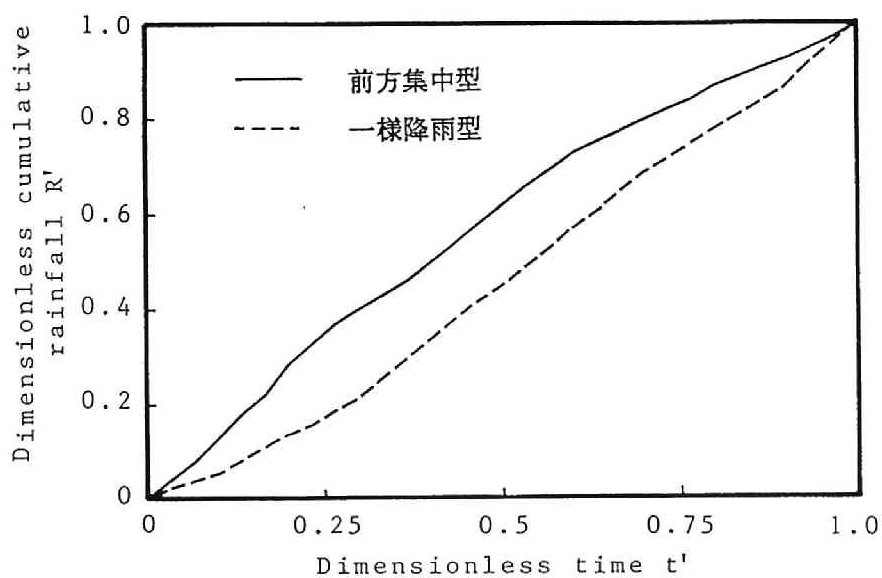
	Pattern Class 1	Pattern Class 2	Pattern Class 3	Pattern Class 4
$R_T - T_C$	0.056	0.211	-0.014	0.456
$R_T - r_P$	0.376	0.168	0.376	-0.274
$T_C - r_P$	0.011	-0.240	-0.282	-0.245

各パターンクラスの特徴間の相関係数を表4.2に示す。この結果を見ると、総雨量と継続時間の間には、第2および第4パターンクラスで弱い正の相関がみられる。総雨量とピーク時間雨量の相関は、第1、第2および第3パターンクラスで弱い正の相関がみられ、第4パターンクラスでは逆に、弱い負の相関がみられる。継続時間とピーク時間雨量には第2、第3および第4パターンクラスで弱い負の相関がみられ、従来から総雨量と継続時間との関係について行われてきたDD解析によって知られている事実と一致している。また、Kolmogorov-Smirnov 検定を行った結果、各パターンクラスとも、有意水準5%で多変数正規分布であると見なされた。

2) 降雨形状による分類結果 降雨規模によって分類された各パターンクラスの
一雨データから無次元累積雨量曲線を求め、形状特徴を抽出し、これを用いて分類した結果を図4.3 (a)～(d)に示す。図より、各パターンクラスには、それぞれ、前方集中型、中央集中型、後方集中型および一様降雨型のうちの2個ないし3個のパターンが存在することが分かる。洪水流出においては、後方集中型のパターンは、他のパターンより大きなピーク流量を発生させるので、河川計画上重要なパターンは、第3パターンクラスの後方集中型および第4パターンクラスの後方集中型である。

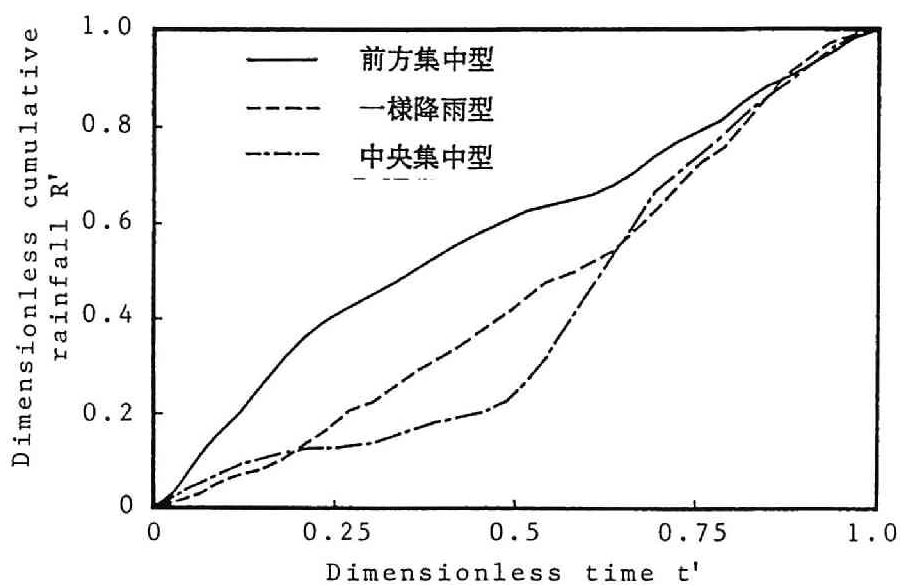


(a) 第1パターンクラス

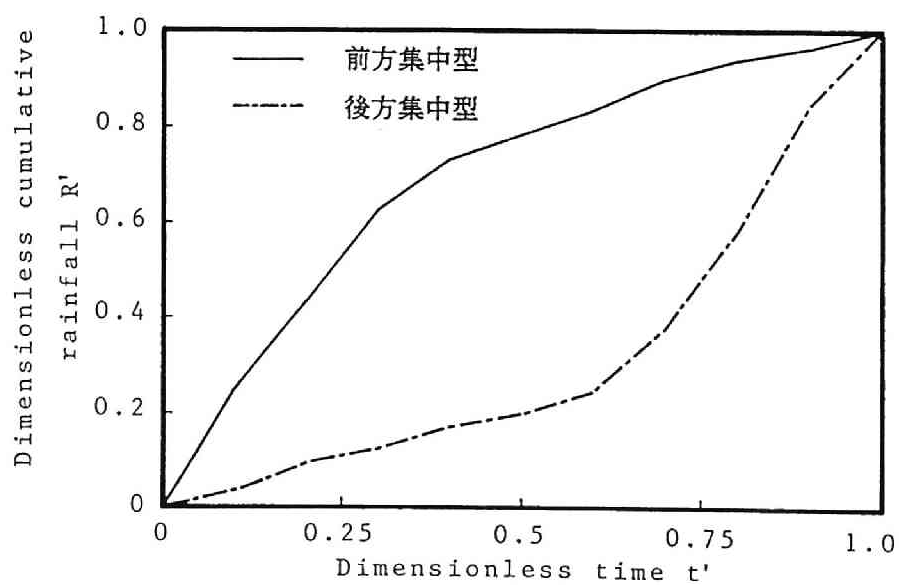


(b) 第2パターンクラス

図 4.3 各パターンクラスの無次元累加降雨波形



(c) 第3パターンクラス

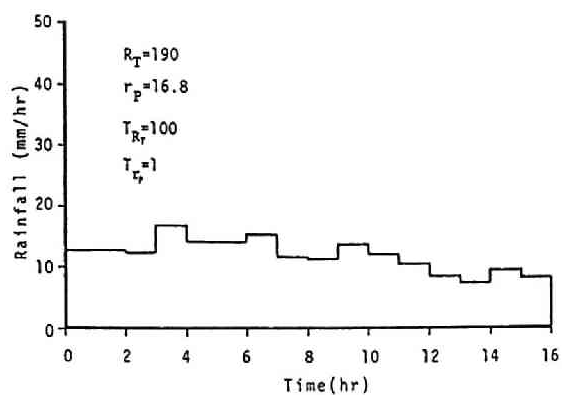


(d) 第4パターンクラス

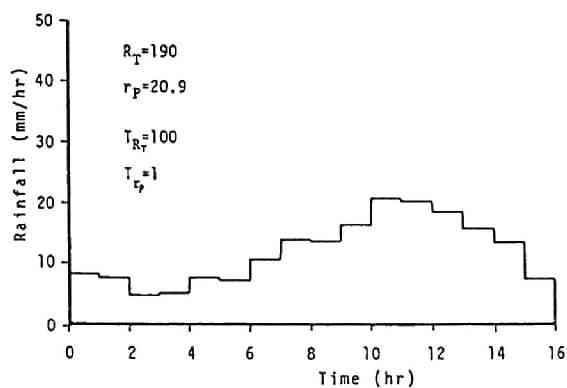
図 4.3 (続 き)

4.5.2 計画降雨波形

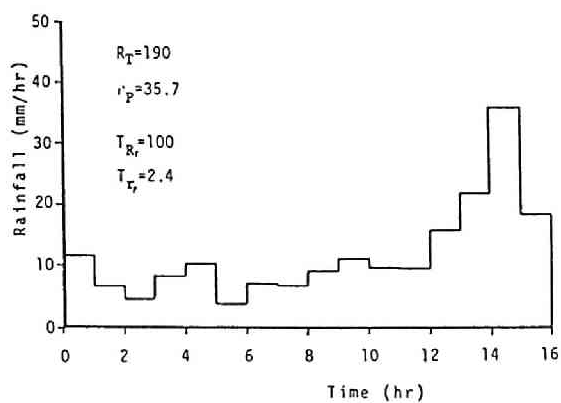
再現期間100年の金沢の年最大日雨量は190mmである。この規模に対応する各パターンクラスの計画降雨を図4.4～図4.7に示す。図中の T_{RT} は総雨量の確率年を、 T_{Rp} はピーク時間雨量の確率年を表す。これらのパターンはいずれも各パターンクラスの代表パターンである。これらのパターンの中でピーク時間雨量が最大となるのは、第4パターンクラスの後方集中型の49.5mmである。このピーク時間雨量の超過確率は約13年であり、総雨量の超過確率100年と比べて不合理な値とはなっていない。他の3パターンについても同様の結果が得られており、総雨量の超過確率に対してピーク時間雨量の超過確率が著しく大きくなると言う、不合理な降雨パターンはない。一方、第4パターンクラスの後方集中型に属する実績降雨の引き伸ばし例を図4.7(a)および(b)に示す。この2例の引き伸ばし後のピーク時間雨量は、それぞれ81.8mm/hrおよび99.9mm/hrであり、その超過確率はそれぞれ約2000年および約10000年となる。この2例の引き伸ばし率は、それぞれ2.18倍、および2.25倍であり基準案に示された引き伸ばし率の限界2倍よりやや大きい値ではあるが、ピーク時間雨量の超過確率は、総雨量の超過確率に比べてきわめて大きな値であり不合理である。しかし、図4.3から図4.6に示したように、各パターンクラスに属する実績降雨を引き伸ばす代わりに、そのパターンクラスの代表パターンを引き伸ばして計画降雨とすれば、このような矛盾を避けることができ、合理的な降雨波形を得ることが出来ることが示された。



(a) 前方集中型

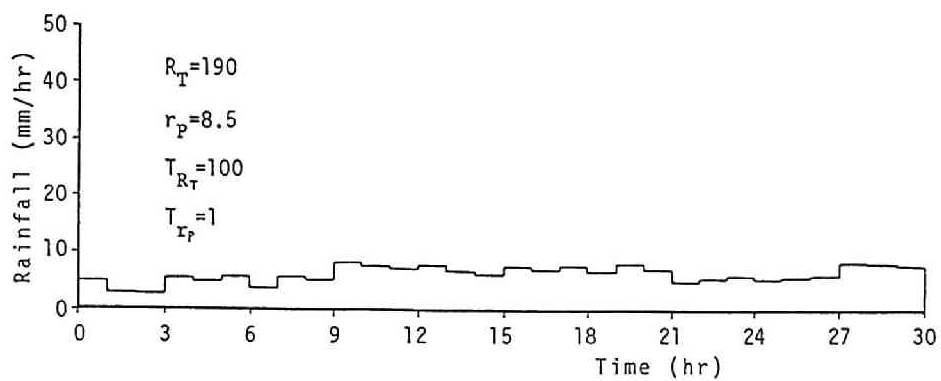


(b) 中央集中型

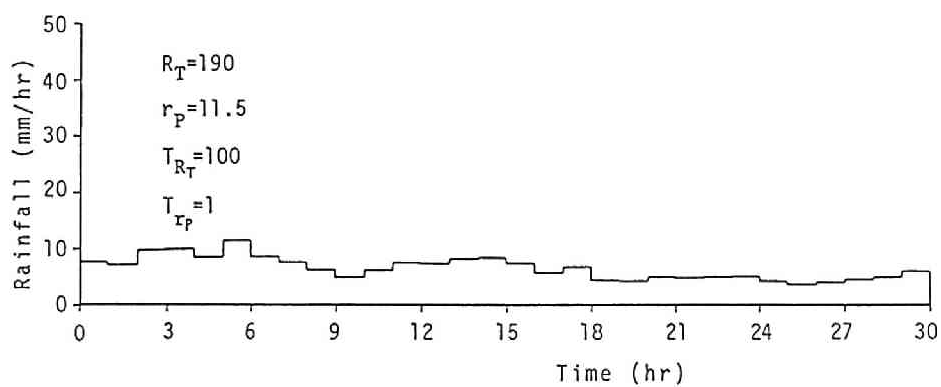


(c) 後方集中型

図 4.4 第1パターンクラスの計画降雨波形

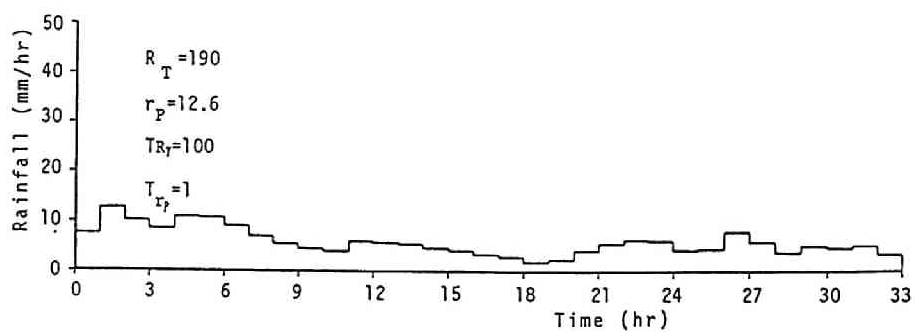


(a) 一様降雨型

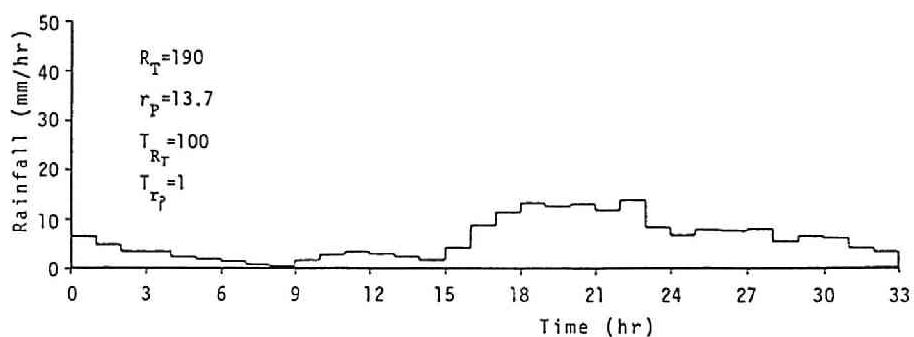


(b) 前方集中型

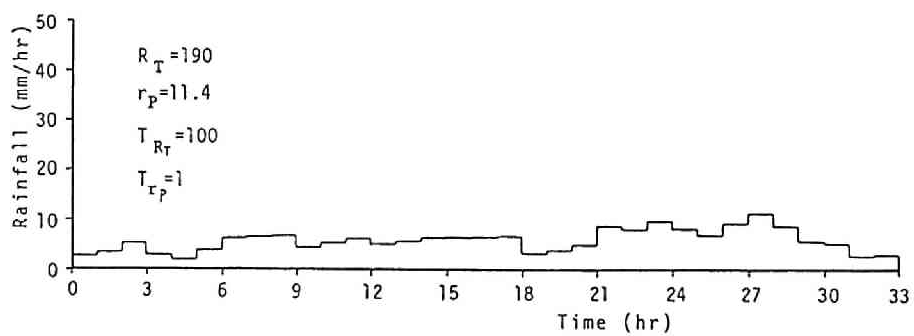
図 4.5 第2パターンクラスの計画降雨波形



(a) 前方集中型

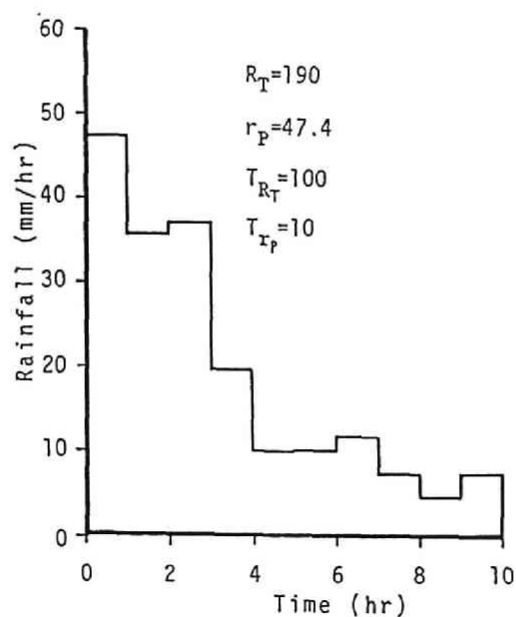


(b) 中央集中型

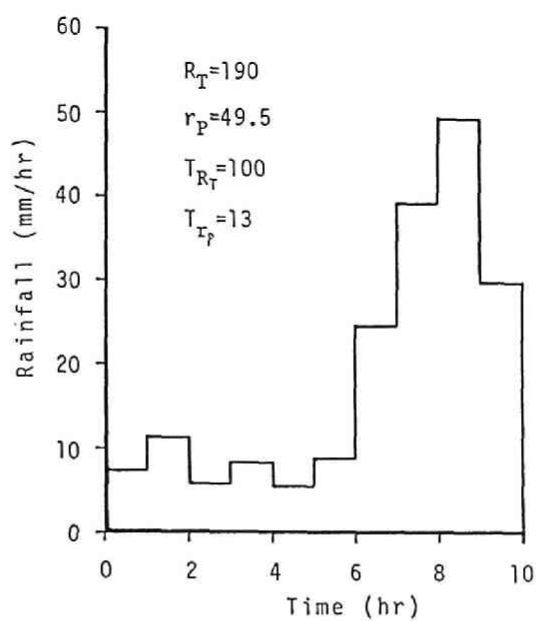


(c) 後方集中型

図 4.6 第3パターンクラスの計画降雨波形



(a) 前方集中型



(b) 後方集中型

図 4.7 第4パターンクラスの計画降雨波形

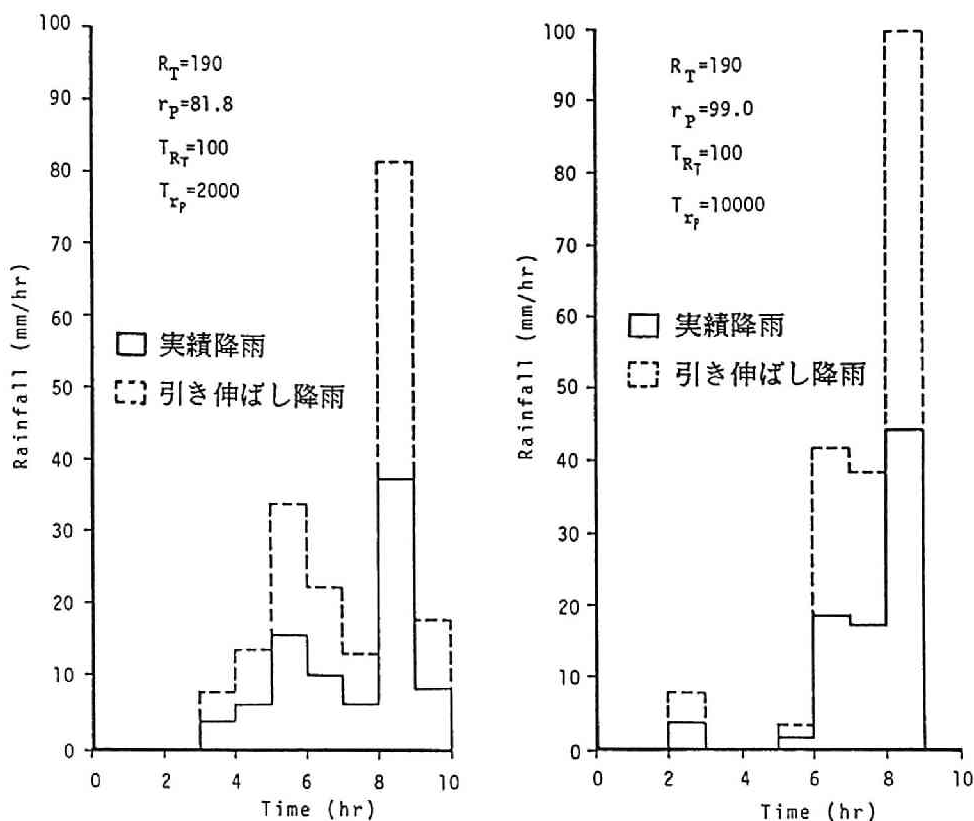


図 4.8 実績降雨の引き伸ばし例

4.6 結 語

本章で得られた結果を要約すると次のとおりである。

- (1) 計画降雨決定のために用いる一雨の抽出基準を示した。
- (2) 一雨は、総雨量、継続時間およびピーク時間雨量の3つの特性値を規模特徴として抽出し、ISODATAアルゴリズムにより分類することによって、降雨波形をその規模に応じて、短時間強雨型および長時間多雨型等に分類出来る。さらに、無次元累積降雨量

曲線から抽出された形状特徴を用いることにより、規模により分類された各パターンクラスの一雨の全体形状を一様降雨型、前方集中型、中央集中型および後方集中型等に分類することが出来る。

(3) 分類された各パターンクラスの代表降雨を引き伸ばすことにより、総雨雨量とピーク時間雨量の超過確率が著しく異なるという実績降雨波形の引き伸ばし法の欠点を解消することが出来、妥当な計画降雨波形が得られることが示された。

参 考 文 献

- 1) 建設省河川局：建設省河川砂防技術（案），計画編，山海堂，pp.12-15, 1986.
- 2) Keifer, C. J. and Chu, H. H. : Synthetic storm pattern for drainage design, ASCS, Vol. 83, HY4, pp.1332-1-1332-25, 1957.
- 3) 石黒政儀：ハイエトグラフとその特性に関する研究，土木学会論文集，No. 155, pp.8-17, 1968.
- 4) 前出の1)
- 5) Pilglim, D. H. and Cordery, I. : Rainfall temporal patterns for design floods, ASCE, HY1, pp.81-95, 1975.
- 6) Frederick, R. H. : Interstorm Relations in Pacific Northwest, ASCE, HY12, pp.1577-1586, 1978.
- 7) 土木学会編：水理公式集，昭和60年版，1985.
- 8) 石黒政儀：日本主要都市の確率降雨強度式について，土木学会論文集，No. 243, pp.33-46, 1975.
- 9) 田中礼次郎，角屋睦：降雨強度式に関する研究，農業土木学会論文集，No. 83, pp.1-8, 1979.
- 10) 長尾正志：確率降雨配分率曲線の理論的推定，土木学会論文報告集，No. 243, pp.33-46, 1975.
- 11) 端野道夫：計画降雨波形の確率論的定式化と条件付き確率降雨強度式の提案，土木

学会論文集, No. 369/II-5, pp. 139-146, 1986.

12) 端野道夫: Freund 分布による条件付き確率降雨波形と計画降雨波形の決定法, 第31回水理講演会論文集, pp. 203-208, 1987.

13) 松村誠一、高瀬信忠、宇治橋康行: 計画降雨波形に関する研究、土木学会中部支部昭和62年度研究発表会講演概要集, pp. 236-237, 1988.

14) 松村誠一、高瀬信忠、宇治橋康行: 計画降雨波形に関する研究、第43回土木学会年次学術講演会講演概要集、第2部門, pp. 48-49, 1988.

15) 江藤剛治、西村克巳: MPPモデルによる日降水量時系列の解析、土木学会論文報告集, No. 342, pp. 171-178, 1984.

16) 和達清夫監修: 新版気象の辞典、東京堂出版, pp. 350, 1987.

17) 藤原輝男、久井守: 時間雨量時系列の模擬発生と土壌侵食量予測への適用、農業土木学会論文集, No. 122, pp. 67-74, 1986.

18) 中島寿美夫: 「一雨」、気象、Vol. 31, No. 8, pp. 36-39, 1987.

19) 気象庁観測部: 地上気象観測統計指針、解説資料第13号.

20) 前出の16)

21) Grace, R. A., and P. S. Eagleson: The synthesis of short-time-increment rainfall sequences, Hydrodyn. Lab. Rep. 91, DEP. of Civil Eng., MIT, 1966.

22) 芝祐順、渡辺洋: 統計的方法Ⅱ 推測、新曜社、1984.

23) Tou, J. T., and R. C. Gonzalez: Pattern Recognition Principles, Addison-Wesley, 1974.

24) 前出の23)

25) 酒井彰、蔵重俊夫、田中成尚: 合流式下水道における水質汚濁防止計画のための計画降雨、第43回土木学会年次学術講演会, pp. 898-899, 1988.

26) 前出の16)

第5章 水文時系列データの最適分類

5.1 緒言

水文時系列の解析およびデータの模擬発生へのパターン認識の概念の導入は Panuら¹⁾によって行われ、彼らのモデルはわが国の水文データへも適用された²⁾。その後、第2章および第3章で示したように、複雑な変動パターンを示すわが国の水文データの特性に合わせた拡張法が提案され、月および旬単位データへ適用され^{3)・4)}、その有効性が示された。さらに、第4章ではパターン認識の概念を一雨降雨のパターン解析とその結果に基づく計画降雨波形の決定に対して応用し、時系列データ以外の水文データへの適用可能性を示した。また、小尻ら⁵⁾は、流量時系列のパターン分類に基づく渇水流況の評価法を提案しカナダの渇水の評価を行っている。このようにパターン認識の概念は、水文学の分野において広く応用されつつある。しかしながら、パターン認識の概念を水文学に適用していく場合、水文データをどのように分類するかが問題となる。すなわち、最適な分類結果とは何か、また、どのような分類アルゴリズムとパラメータを選択すれば最適な分類結果を得ることが出来るかが問題となる。

パターンの認識・分類には大きく分けて2つの場合がある。一つは、与えられたパターンを特定のパターンクラスに割り当てる場合であり、文字認識あるいは音声認識などがこれに該当する。他の一つは、基準となるパターンあるいはパターンクラス無しに与えられたパターン群を分類し、いくつかのパターンクラスを構成する場合であり、クラスタリングあるいは教師なし学習と呼ばれるものである。前者の場合には認識率の最も高い分類結果として最適分類を定義することは容易であるが、水文データの分類は後者のクラスタリングの問題であり最適分類の定義は必ずしも容易ではない。小尻ら⁶⁾は情報基準量AICを最適化の指標に用い、最適クラスター数を定めた後、ユークリッド距離に代わる独自の目的関数を用いてrandom K-means法により分類を行う方法を示しているが、必ずしも分類結果の最適性が評価されているとは言えない。

ここでは、第2章および第3章で示した水文データのパターン解析とデータの模擬発生モデルへの適用を前提とした最適分類の定義と、ISODATAアルゴリズムを用いて最適分類を得るためのパラメータ、以下最適パラメータと言う、について、実データの解析に基づきパラメータの選択基準⁷⁾について検討する。

5.2 最適分類の評価基準

パターン分類結果の評価には、distance table、variance table あるいは各パターンクラスのパターン中心からの距離の総和等が用いられる^{9), 9)}が、高次のパターンベクトルを視覚化することが困難であるため、分類結果の評価は必ずしも容易ではない。ここでは、まず小尻ら¹⁰⁾の最適分類手法とその問題点について述べ、次に著者の最適分類基準について述べる。

5.2.1 小尻-U n n y の評価基準¹⁰⁾

系列全体の形状の相違を評価する目的関数 (O F 1)、系列のピーク値の違いを評価する目的関数 (O F 2) および変化率の違いを評価する目的関数 (O F 3) をそれぞれ

$$O F 1 = \max_t \{ |x(i, t) - z(j, t)| / z(j, t) \} \quad (5.1)$$

$$O F 2 = |x_{max}(i) - z_{max}(j)| / z_{max}(j) \quad (5.2)$$

$$O F 3 = \max [\{ | (x(i, t) - x(i, t+1)) - (z(j, t) - z(j, t+1)) | \} / | z(j, t) - z(j, t+1) |] \quad (5.3)$$

のように定義する。ここに、 $x(i, t)$ は第 i パターンベクトルの第 t 要素、 $z(j, t)$ は第 j パターンクラスの中心ベクトルの第 t 要素、 $x_{max}(i)$ 、 $z_{max}(j)$ はそれぞれ、第 i パターンベクトルおよび第 j パターンクラスのパターン中心ベクトルの要素の最大値を表す。さらに、これら3つの目的関数を総合化した目的関数 O F A を

$$O F A = \max \{ w_1 O F 1, w_2 O F 2, w_3 O F 3 \} \quad (5.4)$$

のように定義する。ここに、 w_1 , w_2 , w_3 は重みである。この目的関数は、パターンの類似度として通常用いられる距離に代わる類似度の一つと考えられる。

サンプルデータの目的関数がクラスター中心のまわりで正規分布をすると仮定し、情報基準量AICを導入すれば、最適パターンクラス数Kは次のAICの最小化により決定される。

$$AIC = -2 \sum W(j) + 2K \quad (5.5)$$

ここに、 $W(j)$ は第jクラスターでの対数尤度関数、Kは自由度であり、ここではクラスター数を意味する。

クラスター数が定められると、K-means法のような比較的単純なアルゴリズムの分類法の適用が可能となるが、従来のK-means法では局所最適解に収束し、必ずしも最適解が得られな場合がある。そこで、与えられたパターンの中からランダムにK個のパターンを選び、これを初期値とするrandom K-means法を用いて多数回の分類を行い、上述の目的関数OFAが最小となる分類を最適分類とする。

小尻らの分類方法は上述のように水文時系列の形状の違いを認識することに重点をおいたものであり、数学的には明確であるが、1) AICを導入するために目的関数の分布に正規分布が仮定されている、2) 式(5.4)の重みの決め方が明確ではない、3) 分類の結果極めて類似した中心ベクトルを持つ異なるクラスターが得られる、4) ただ一つのパターンからなるパターンクラスが構成される、5) 基本的にはシーズンとクラスターの対応を考えている、6) 式(5.4)で表される目的関数OFAを最小にする分類がどのような意味で最適な分類であるのかは必ずしも明らかではないなどの問題がある。特に、4)、5)の問題点のために第2章および第3章で示したモデルに適用するためのパターン分類には用いることは出来ない。したがって、次節以下において第2章および第3章で示したモデルへ適用するための最適分類基準と最適分類を得るためのアルゴリズムおよびそのパラメータについて検討する。

5.2.2 最適分類基準

前述の小尻らの用いた分類基準やアルゴリズムに限らず、どのようなアルゴリズムと分類基準を用いても水文時系列データの分類は可能であるが、アルゴリズムとそのパラメータにより異なる分類結果が得られることも周知の事実である。重要なことは水文時系列デー

タの持つどのような特性を分類するかあるいは分類結果をどのような目的に利用するかということである。この目的により分類結果の最適性の評価や用いるべきアルゴリズムやそのパラメータも異なって来る。ここでは前述のように第2、第3章で述べたパターン解析結果に基づく水文データの模擬発生モデルへの適用を前提とし、以下に述べる条件を満たす分類を最適分類と定義する。

何らかのパターン分類アルゴリズムを用いて行なった分類結果の中で、各パターンクラスのパターン内構造が多変数正規分布となり、データの模擬発生結果において、時系列レベルおよび月あるいは旬レベルにおいて2次までのモーメントが再現できる分類結果の中で次式に示す目的関数が最小となる分類を最適分類と定義する。

$$J = \frac{1}{N_0} \sum_{j=1}^{N_c} N_j D_j, \quad D_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_c} \|X - Z_j\| \quad (5.5)$$

ここに、 x はパターンベクトル、 N_0 はパターンクラスの数、 N_j は第 j パターンクラスに属するパターンベクトルの数、 Z_j は第 j パターンクラスの中心ベクトル、 $\| \ \|$ はベクトルのノルムである。上式の D_j は、第 j パターンクラスにおける各パターンのパターン中心ベクトルからの平均距離を表すものであり、 D_j が小さければ各パターンはパターン中心のまわりに集中していることを表す。したがって、式(5.5)の J が最小であれば、平均的にみて各パターンクラスの間隔が最も小さい分類結果であると言える。ここで示した目的関数は全ての分類問題に適用可能なものであるが、パターン内構造の多変数正規性やデータの模擬発生結果に対する制約条件は第2章および第3章で示したモデルへの適用を前提としたものである。上述の定義を満足する分類結果を得るためのアルゴリズムはいくつかあるが、ここではISODATAアルゴリズムを用いることとし、ISODATAアルゴリズムにより最適分類結果を得るためのパラメータについて次節以下で検討する。

5.3 最適パラメータの探索法

前節の式(5.5)で定義した目的関数 J の最小化には、通常、Newton法のような降下法やPowell法に代表される共役方向法などの非線形最適化手法¹¹⁾が用いられる。

しかしながら、式(5.5)で定義された目的関数はその定義から、 $J \geq 0$ であり、パターンクラスの数が増加するに従って J は減少し、パターンクラスの数とパターンベクトル

の数が一致したとき、すなわち、各パターンクラスがただ一つのパターンベクトルからなるとき最小値0をとる。しかし、このような分類結果は実用上最適とはいえず、パターンクラスの数あるいはパターンクラスと見なすために必要なパターン数にはなんらかの制限が必要である。また、後述の実データへの適用例でも示すように、ISODATAによる分類を行う場合、異なるパラメータに対して同じ分類結果が得られるパラメータの範囲がある。さらに、目的関数の小さくなる分類結果が、パターン内構造の多変数正規性や模擬発生結果に要求される条件を必ずしも満たさない場合がある。これらのことから、この場合には通常の非線形関数の最適化手法を用いて前節で定義した最適パラメータの探索を行うことは困難である。したがって、ここでは以下に述べる手順に従って前節の最適性の定義を満たすパラメータを探索することにする。

第2章ですでに述べたようにISODATAアルゴリズムによるパターン分類の実行に際しては表5.1に示す8個のパラメータを与える必要がある。しかし、表5.1に示した8個のパラメータの中で、集中化するクラスターペアの数 L 、最大反復回数 I_{max} は分類結果に影響を与えない。パラメータ L は収束速度に影響を与えるだけであり、 I_{max} は計算の打ち切り回数を指定するパラメータであり、パラメータの組合せが著しく不当なものであれば計算は収束しないが、通常10から50回程度の反復で計算は収束する。したが

表 5.1 ISODATAアルゴリズムに用いるパラメータ

記 号	パラメータ
M_0	初期クラスター中心の数
Z_0	初期クラスター中心ベクトル
M	望むクラスターの個数
M_s	必要最小パターン数
σ_p	クラスターの最大標準偏差
δ	クラスターペア距離の最小値
L	集中化するクラスターペア数
I_{max}	最大反復回数

って、 I_{max} としては十分大きな値をとっておけば良く、ここでは $I_{max}=200$ とし、また、 $L=1$ とした。次に、初期パターンクラスの数 N_0 および初期パターン中心ベクトル Z_0 については、 $N_0 \geq 2$ のときK-means法の場合と同様に初期パターン中心ベクトル Z_0 が異なれば分類結果は異なる。しかし、初期パターン中心ベクトルの違いによる分類結果の違いは大きなものではなく、しかも $N_0=1$ 、 $Z_0=(0, \dots, 0)$ として他のパラメータの組合せを変えることにより初期パターン中心ベクトルの異なる場合と同様な分類結果を得ることが出来る。したがって、ここでは初期パターンクラス数 $N_0=1$ 、初期パターンベクトル $Z_0=(0, \dots, 0)$ とした。この結果、表5.1に示された8個のパラメータの中で最適化すべきパラメータは望むパターンクラス数 M 、パターンクラスと見なすために必要なパターン数 M_s 、最大標準偏差 σ 、および最小クラスターペア間距離 δ の4個である。

次にこれら4個のパラメータの段階的最適化手順を示す。

第1段階： M は1刻みに3から10まで、 M_s は5刻みに5から30程度まで、 σ は10刻みで10から15通り、 δ は50刻みで3から5通りに変化させ各パラメータの組合せに対してパターン分類とデータの模擬発生を行い M の最適値を定める。ここで M の上限を10としたのは結果として得られるパターンクラス数の最大値を20以下とするためである。また、 M_s を5以上としたのは各パターンクラスのパターン内構造として多変数確率分布を当てはめる場合、母数を定める上で必要最小の数を5としたからである。

第2段階： M を第1段階で定められた最適値に固定し、同様に第1段階で得られた M_s 値の回りで M_s を1刻みで変化させ、 σ および δ は第1段階と同じ幅で変化させ、各パラメータの組合せに対してパターン分類およびデータの模擬発生を行い M_s の最適値を求め、 σ および δ の最適値の存在範囲を求める。

第3段階： M および M_s を固定し、第2段階で求められた σ および δ の範囲内で σ および δ をそれぞれ1刻みで変化させ最適値を求める。

このように段階的に各パラメータの最適値を求めて行くことが可能であることは著者が多数の計算から経験的に知ったことである。次節で実データに対する最適パラメータの探索結果とこれに基づくデータの持つ簡単な統計量からの最適パラメータの決定法について述べる。

5.4 実データに対する最適パラメータの検討

最適パラメータの検討に用いたデータは、金沢(1886年から1986年の100年

間)、富山(1939年から1985年の46年間)、福井(1897年から1985年の90年間)および福岡(1890年から1983年の93年間)の月降水量のデータであり、これらデータの解析から得られた最適パラメータの選択基準の検証には信濃川水系魚野川堀之内観測所(流域面積1749km²)の1955年から1986年の31年間の月流量データ、大分川水系芹川芹観測所の1957年から1986年までの29年間の月流量データを用いた。

表5.2に金沢、福井および富山の月降水量データの最適パラメータの探索の各段階で用いたパラメータと計算ケース数を示す。計算の第一段階では3地点とも望むクラスター数は3から10まで1刻みに変化させ、必要最小パターン数 M_s は5から25まで5刻みに、標準偏差パラメータ σ_p は10から100まで10刻みに、最小パターンクラス間距離 δ は50から150まで50刻みに変化させ、合計1200通りの計算を行った。この結果、金沢および福井では $M=9$ 、富山では $M=8$ あるいは $M=9$ が得られた。また M_s については、金沢では5から10、福井では10から20、富山では10程度であることが第一段階で分かった。したがって、計算の第二段階では M をそれぞれ前述の値に固定し、 M_s を第一段階で明らかにされた範囲内で1刻みに変化させ、 σ_p 、 δ については第一段階と同じパラメータの範囲とした。第二段階の計算結果、 M_s は金沢、福井および富山でそれぞれ10、15および6が得られた。第三段階では、第二段階までに得られた M および M_s の値を固定し、 σ および δ の値については第二段階の計算で示された範囲内でそれぞれ1刻みに変化させ最適パラメータを求めた。この結果、金沢、福井および富山の三地点で得られた最適パラメータの存在範囲は表5.3に示すようであった。一方、表5.4に3地点の与えられたパターンベクトルの各要素の標準偏差の最小値 σ_{min} および各シーズンの平均ベクトル間の最小距離 δ_{min} を示す。これらの表を見ると、福井の σ_{min} を除いてすべての σ_{min} および δ_{min} は表5.3に示す最適値の許容範囲にあり、また福井の σ_{min} も最適値の許容範囲に極めて近いことが分かる。これらのことからISODATAアルゴリズムに用いるパラメータの選択基準としては表5.5に示すように M については9程度、 M_s については5から15、 σ_p および δ についてはそれぞれ σ_{min} および δ_{min} を用いれば少ない回数の試算で最適パラメータを得ることが出来る。

ここで求めたパラメータの選択基準は前述の3地点の月降水量データに対して定められたものであるため、この基準が他のデータに対しても有効であるかどうかを検討しておく必要がある。この検討には前述の2地点の月流量データを用いた。表5.6に堀之内および芹のデータの σ_{min} および δ_{min} を示す。表5.6および前述のパラメータ選択基準から両地点のパラメータを表5.7に示すような値とした。これらのパラメータを用いて分類

表 5.2 最適パラメータの探索ケースとパラメータ

	計算段階	パラメーター	計算回数
全地点	第一段階	M=3,4,5,6,7,8,9,10 M _s =5,10,15,20,25 $\sigma_p=10,20,\dots,90,100$ $\delta=50,100,150$	1200 通り
金沢	第二段階	M=9 M _s =6,7,8,9 $\sigma_p=10,20,\dots,90,100$ $\delta=50,100,150$	120 通り
	第三段階	M=9 M _s =10 $\sigma_p=35,36,\dots,44,45$ $\delta=70,71,\dots,79,80$	121 通り
福井	第二段階	M=9 M _s =13,14,16, \dots ,19 $\sigma_p=10,20,\dots,90,100$ $\delta=35,70,105$	180 通り
	第三段階	M=9 M _s =15 $\sigma_p=40,41,\dots,49,50$ $\delta=80,81,\dots,89,90$	121 通り
富山	第二段階	M=8,9 M _s =6,7 $\sigma_p=10,20,\dots,90,100$ $\delta=40,80,120$	120 通り
	第三段階	M=9 M _s =6 $\sigma_p=30,31,\dots,39,40$ $\delta=50,51,\dots,90,91$	132 通り

表 5.3 最適パラメータの存在範囲

	M	M _s	σ_p	δ	クラスター数	目的関数
金 沢	9	10	36-44	0-76	15	68.48
福 井	9	15	0-42	0-85	13	67.16
富 山	9	6	0-37	60-90	11	66.88

表 5.4 各地点のパターンベクトルの特性値

地 点	σ_{min}	δ_{min}
金 沢	37.4	71.5
福 井	44.2	83.7
富 山	35.9	83.7

σ_{min} : パターンベクトルの要素の標準偏差の最小値

δ_{min} : 各シーズンの平均ベクトル間距離の最小値

表 5.5 ISODATAアルゴリズムの最適パラメータの選択基準

パラメータ	選 択 基 準
M	9前後の値
M _s	5~15の値
σ_{min}	各シーズンにおける標準偏差ベクトルの要素の最小値
δ	各シーズンの平均ベクトル間距離の最小値

表 5.6 堀之内および芹のパターンベクトルの特性値

地 点	σ_{min}	δ_{min}
堀之内	24.8	37.1
芹	24.8	32.1

表 5.7 堀之内および芹の最適パラメータ

地 点	パラメータ							
	M_0	Z_0	M	M_s	σ_p	δ	L	I_{max}
堀之内	1	(0, 0, 0)	9	6	25	37	1	200
芹	1	(0, 0, 0)	9	5	25	32	1	200

表 5.8 パターン分類結果

(a) 堀之内のクラスタリング結果

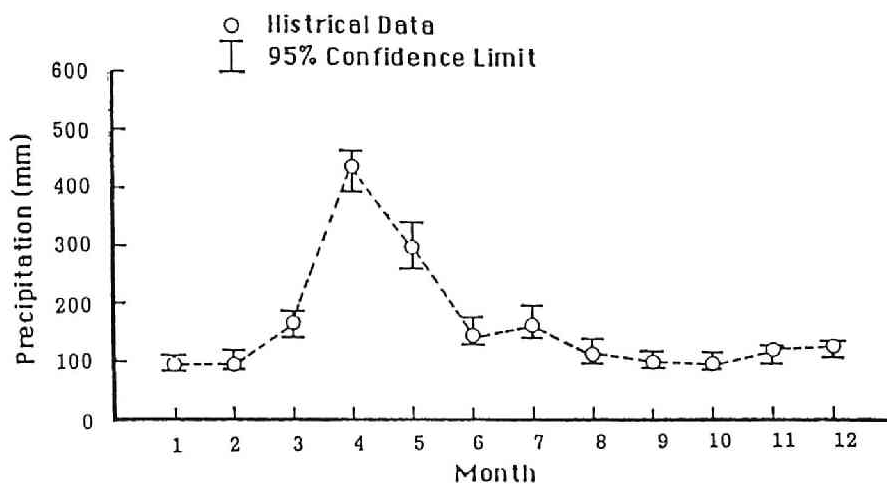
Cluster Number	Reference Vector			Standard Deviation			Number of Occurrence				
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	4	Total
1	85.4	74.3	94.2	15.2	16.6	21.8	7	0	3	14	24
2	111.9	115.5	180.2	27.5	33.9	34.3	3	0	4	6	13
3	103.9	180.9	114.2	26.4	38.9	26.4	1	0	6	4	11
4	137.1	395.5	145.2	34.7	50.5	43.2	0	5	2	0	7
5	134.4	95.7	86.9	17.5	18.6	21.4	19	0	4	6	29
6	204.1	206.0	203.9	32.2	53.5	46.5	1	2	3	0	6
7	206.0	169.0	80.5	46.1	35.6	22.2	0	1	9	1	11
8	123.4	408.1	417.6	30.0	70.7	60.4	0	12	0	0	12
9	211.9	441.4	266.7	51.7	59.5	28.9	0	11	0	0	11

(b) 芹のクラスタリング結果

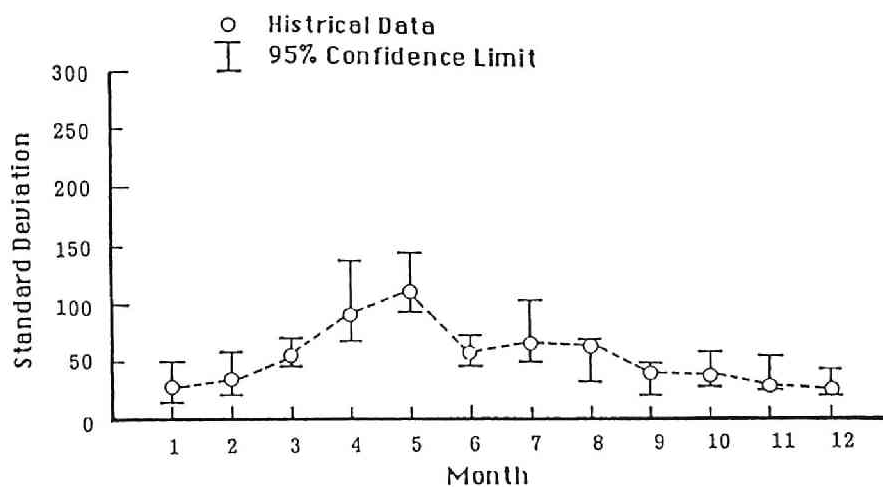
Cluster Number	Reference Vector			Standard Deviation			Number of Occurrence				
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	4	Total
1	98.2	88.2	82.7	22.3	20.0	26.6	22	14	3	8	47
2	222.4	187.7	129.0	35.7	47.3	20.5	0	0	6	9	15
3	187.9	438.6	154.0	103.5	100.2	48.3	0	0	7	0	7
4	126.7	153.2	135.6	24.4	39.6	43.2	7	15	3	7	32
5	375.5	229.0	160.0	72.5	41.7	32.1	0	0	5	5	10
6	155.0	369.4	637.0	81.4	272.4	122.9	0	0	5	0	5

表 5.9 時系列レベルでの模擬発生結果（堀之内）

Statistics	Mean	S.D.	Skew.	Kurt.	n.C.	Hurst C.
Generated data	164.8	115.6	1.7408	5.4435	0.4041	0.5192
S.D. of G.D.	2.9	4.3	0.0946	0.4581	0.0283	0.0046
Historical data	163.7	115.1	1.7750	5.5460	0.4163	0.5060



(a) 平均



(b) 標準偏差

図 5.1 最適パラメータを用いた月レベルでの模擬発生結果（堀之内）

表 5.10 時系列レベルでの模擬発生結果（芹）

Statistics	Mean	S.D.	Skew.	Kurt.	R.C.	Hurst C.
Generated data	155.1	111.3	2.7788	12.9622	0.4072	0.5503
S.D. of G.D.	7.7	12.3	0.3993	3.5052	0.0509	0.0085
Historical data	152.3	110.3	3.1246	15.8976	0.4281	0.6993

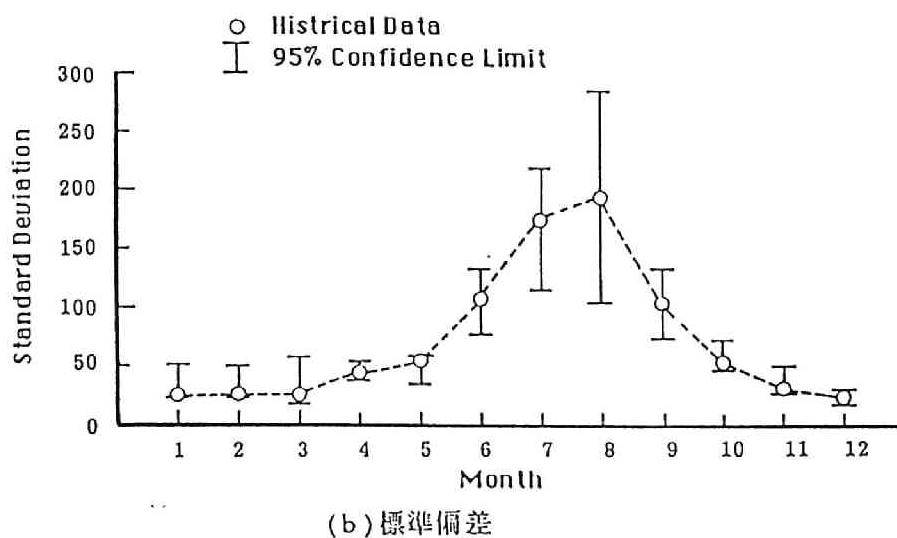
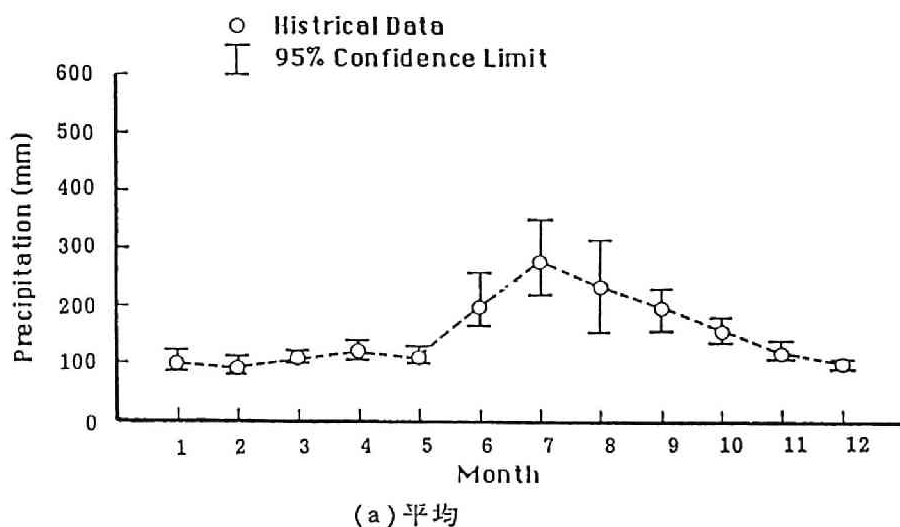


図 5.2 最適パラメータを用いた月レベルでの模擬発生結果（芹）

を行った結果を表5.8に示す。与えられた全てのパターンベクトルは堀之内では9個のパターンクラスに、芹では6個のパターンクラスにそれぞれ分類され、各パターンクラスの多変数正規性は満たされていた。この分類結果に基づいて堀之内では31年間のデータの模擬発生を50回、芹については29年間のデータの模擬発生を50回行った。時系列レベルでの結果を表5.9および表5.10に、月レベルでの結果を図5.1および5.2に示す。

これらの結果を見ると、両地点とも時系列レベルおよび月レベルにおいて模擬発生データは観測データの統計的性質を十分再現しており前述の最適条件を十分満たすパラメータが選択されたことを示している。

5.5 結 語

本章で得られた結果を要約すると次のとおりである。

- 1) 多変数正規性を満たしデータの模擬発生において2次までのモーメントを再現できる分類結果を与えるパラメータとして最適パラメータを定義した。
- 2) 金沢、福井および富山の3地点の月降水量データに基づいて最適パラメータの選択基準を求めた。その結果、 M は9程度、 M_s は5から10、 σ_s および σ については与えられたパターンベクトルの各要素の最小標準偏差 σ_{min} および各シーズンの平均ベクトル間の最小距離 δ_{min} をそれぞれ用いれば良いことが示された。
- 3) 2)で与えられた最適パラメータの選択基準に基づいて月流量データの解析を行った結果、最適条件は満たされており定めたパラメータの選択基準の他のデータへの適用性が示された。

参 考 文 献

- 1) Panu, U. S.: A Feature Prediction Model in Synthetic Hydrology Based on Concepts of Pattern Recognition, W. R. R., Vol. 14, No. 2, pp. 335-344, 1978.

- 2) 高瀬信忠、宇治橋康行、家門邦彦：パターン認識手法による多雪地帯の月流量時系列の解析とシミュレーション, 第29回水理講演会論文集, pp. 173 - 178, 1985.
- 3) Takase, N. and Y. Ujihashi : Stochastic Synthesis of Hydrologic Data Based on Pattern Recognition , Proceedings of 6th Congress of APD I AHR, Vol. 1, pp. 213-220, 1988.
- 4) 高瀬信忠、宇治橋康行、上谷昌史：旬降水量時系列のパターン解析とシミュレーション、土木学会中部支部研究発表会講演概要集、pp. 116-117、1990.
- 5) 小尻利治、T.E. Unny：パターン認識を用いた流況の分類と渇水評価、水文・水資源学会1989年研究発表会要旨集、pp. 145-146、1989.
- 6) 小尻利治、T.E. Unny：水文データへのパターン分類化手法の適用性評価、水文水資源学会誌、Vol. 2, No. 1, pp. 53-59、1989.
- 7) 松田千周、高瀬信忠、宇治橋康行：水文時系列の最適分類に関する研究、土木学会中部支部平成元年度研究発表会講演概要集、pp. 118-119、1990
- 8) J. T. Tou and R. C. Gonzalez: Pattern Recognition Principles, Addison-Wesley, 1974.
- 9) 長尾真：パターン情報処理、コロナ社、1980.
- 10) 前出の6)
- 11) 山下浩、今野浩：非線形計画法、日科技連、1978.

第2編

積雪水量・融雪量の経時変動

パターンの推定に関する研究

第 1 章 結 論

わが国は Köppen の気候区分によれば、北海道が亜寒帯多雨気候に属するだけで、大部分は温帯多雨気候に属する¹⁾。しかしながら、わが国は日本海をはさんでアジア大陸の東方に位置するため、冬期にはシベリア大陸から吹き出した寒気が日本海上で水蒸気を供給されると同時に暖められてわが国の日本海側に到達し、沿岸地方に降雪をもたらす²⁾。このため、わが国の日本海側は世界でも類を見ない多雪地域となっている。19世紀前半の越後の文人鈴木牧之はその著書「北越雪譜」³⁾の中で「難義」、「艱難」、「災い」等の言葉を用い、雪吹(ふぶき)、雪 頼(なだれ)および積雪期の洪水を記述している。このように雪国の人々は雪害に見舞われあるいは雪の中での不自由な生活や労苦を強いられていた。近年に至っても、雪のため日本海側では産業の発展が停滞し、かつ、住民の生活水準の向上が阻害され、太平洋沿岸地域との格差が生じていた。そこで、国では、1956年の「積雪寒冷特別地域における道路交通の確保に関する特別措置法」(いわゆる雪寒道路法)および1962年の「豪雪地帯対策特別措置法」(いわゆる豪雪法)の2つの政令で「積雪地帯」および「豪雪地帯」を指定し、雪害の防除その他産業等の基礎条件の改善に関する総合的な対策を樹立し、その実施を推進することとなり現在に至っている⁴⁾。積雪地域は、最近5年以上の2月の積雪の深さの最大値の累年平均が50cm以上の地域として指定され、豪雪地帯は期間30年以上の累年平均積雪積算値が5000cm dayの地域およびその地域と地域経済性の一体性が顕著な地域とされている⁵⁾。昭和57年3月現在、豪雪地帯は、北海道、青森、岩手、山形、秋田、新潟、富山、石川、福井、鳥取の10道県が都道府県単位で全域指定され、長野、宮城、島根、京都など14府県で市町村単位で指定されており、合計967市町村が指定されている⁶⁾。豪雪地帯の面積は195,450Km²でありわが国の国土の総面積377,708Km²の約52%を占め、昭和50年の国勢調査によれば人口は20,530千人であり全人口の約18%が居住している⁷⁾。また、冬期山間部に蓄積された雪は豪雪地帯はもとより、太平洋側に住む人々にとっても水源とする河川の多くは豪雪地帯を水源に持つ場合が多いため、雪はわが国にとって重要な水資源であると言える。したがって、水資源計画・管理および水資源の開発・利用に際して融雪機構を解明し融雪量および積雪水量の時空間的変動パターンを知ることは重要である。また、融雪機構の解明は春先の融雪洪水の予測やその防災にも役立つものである。

ここで、わが国における雪に関する研究の経過を概観して見ることにする。鈴木牧之が「北越雪譜」によって雪国の人々の暮らしを江戸の人々に初めて紹介した19世紀前半には、雪国の人々は雪の中での暮らしの中から家屋や生活用具に様々な工夫を凝らし、また独自の生活様式を生み出していた。しかしながら、雪害に対してはほとんど対策らしきものを持たず、雪に関する研究もなく人々はただ雪害に耐えていた時代であったといえよう。しかし、明治時代の後半になると旧日本国有鉄道による降積雪の鉄道沿線での調査が行なわれるようになり雪害防止への調査研究への本格的な取り組みが始まる。しかしながら、わが国の近代的な雪の研究は中谷宇吉郎の雪の結晶に関する研究に始まり、その後、昭和16年に創設された北海道大学低温科学研究所において中谷宇吉郎やそのグループによって地球科学的あるいは物質科学的な面から雪の研究が行われた。一方、中谷らとは別に農林水産省の平田徳太郎、黒田正夫らによって本格的な雪害対策に関する研究が始められ、かつての「雪害」の時代から「防雪」の時代への幕が開かれた。その後、地球科学的な面からの雪の物理学的研究はもとより、雪崩の防止、ふぶき・吹きだまり対策、都市の防雪対策としての屋根雪処理、鉄道線路や駅構内の除排雪、道路の除排雪および融雪、樹木の雪害からの防止などの種々の防雪対策が研究・考案されてきた。この間のわが国の雪氷研究の流れについては中村⁸⁾によるレビューが行われているほか、「雪氷の研究 No.3」⁹⁾および「雪氷の研究 No.6」¹⁰⁾に研究展望とともに文献目録が紹介されている。また種々の防雪技術については「新防雪工学ハンドブック」¹¹⁾にまとめられている。

一方、昭和38年のいわゆる「38豪雪」および昭和56年の「56豪雪」は雪国の人々だけでなく無雪地域の人々の雪害への関心を高めた。特に、56豪雪を一つの契機として都市造りにまでふみこんだ防雪対策の要請が高まるとともに、雪国の暗いイメージを払拭し、雪を克服するとともに雪のより積極的な利用が議論されるようになり、「克雪」、「利雪」、「親雪」などが言われるようになり各地で雪を利用した村おこしや雪祭りなどの種々のイベントが積極的に行われるようになって来た。また、雪を利用した冷房、野菜果物などの保存、雪発電、雪ダムなど新しい雪の利用も提案され、その一部はすでに実施されている。ほぼ1世紀の間に雪国は「雪害」の時代から「防雪」、「克雪」の時代を経て今や新しい「利雪」の時代を迎えるに至ったと言える。

融雪に関する研究は、Wilson¹²⁾、Light¹³⁾らの熱力学的な研究のほか、Linsleyらの degree day ファクター法、境¹⁴⁾の degree hour ファクター法など多くの研究が行われてきている。また、最近ではリモートセンシング技術を応用した積雪水量の推定に関する小池ら¹⁵⁾の研究もある。しかしながら、融雪に関する研究は融雪の最盛期を対象としたものが多く、積雪期間全体を通じての積雪水量の経時変動パターンの推定に関する研究は多

いとは言えない。また融雪あるいは降積雪現象には地域性も強いので、入手できるデータの制限もあり、広い地域での融雪量の予測あるいは算定には未だ問題も多い。また、水資源としての融雪を考える場合、積雪下面での地熱による融雪も重要であると考えられるが、この実態は必ずしも明らかにされていない。したがって、ここでは降雪から融雪流出に至る一連の現象を説明するために実験斜面を中心とした冬期連続観測を行い、これらの観測に基づき、積雪下面での融雪の実態とその算定法、気温因子のみによる表面融雪の算定および簡単な気象因子による熱収支法による表面融雪量の算定法およびこれらの結果を用いて降雪から融雪流出にいたる一連の過程のモデル化を行い積雪深、積雪水量、積雪密度および融雪流出量の経時変動パターンの算定を行っている。

参 考 文 献

- 1) 東 晃：寒地工学基礎論、古今書院、1981。
- 2) 高橋浩、中村 勉 編著：雪氷防災－明るい雪国を作るために－、白亜書房、pp. 14-28、1986。
- 3) 鈴木牧之：北越雪譜、岩波文庫、1976。
- 4) 吉田龍雄：積雪地域の概要、土木学会誌、Vol. 66、No. 11、pp. 2-5、1981。
- 5) 国土庁地方振興局編：豪雪地帯の現状と対策－雪と調和のとれた快適な地域社会を目指して－、大蔵省印刷局、1982。
- 6) 前出の5)
- 7) 前出の5)
- 8) 中村勉：土質工学における雪と氷 2. 雪氷研究の歴史と現況、土と基礎、Vol. 30、No. 7、pp. 94-101、1982。
- 9) 日本雪氷学会：雪氷の研究No. 3－最近の雪氷研究に関する研究展望－、1960。
- 10) 日本雪氷学会：雪氷の研究No. 6－雪氷の研究展望と文献目録－、1982。
- 11) 日本建設機械化協会編：新防雪工学ハンドブック、森北出版、1977。
- 12) Wilson, W. T.: An outline of the thermodynamics of snow-melt, Transactions, American Geophysical Union, Vol. 22, pp. 182-195, 1941。

13) Light, P.: Analysis of high rates of snow-melting, Transactions, American Geophysical Union, Vol. 22, pp. 195-205, 1941.

14) 境隆雄: 河川の融雪流出に関する研究、土木学会論文集、第95号、pp. 9-19, 1963.

15) 小池俊雄、高橋裕、吉野昭一: 融雪量分布のモデル化に関する研究、土木学会論文集、第363号/II-4、pp. 165-174、1985.

第2章 積雪期の地表面融雪量の

変動パターンの観測と推定

2.1 緒言

積雪の融解は、積雪表面に与えられる熱エネルギーにより、主に積雪表面付近で生じるが、比較的気温が高い時期に積雪が生じ、積雪が地表面を保温する役割を果たし、土壌の凍上現象の起こらない地域では、積雪下面においても地中からの伝導熱によりわずかながら連続的な積雪の融解が生じる¹⁾。地中からの伝導熱は積雪表面に与えられる放射熱、顕熱および潜熱に比べて小さく、1週間以下の短期の熱収支とそれによる積雪の融解を考える場合、無視できる。したがって、融雪出水等の解析においては、この積雪下面での融雪量（以後、地表面融雪量という）は、微少であるとして無視されることが多い。しかしながら、全積雪期間を考える場合、その効果は無視できない。小林²⁾は北海道母子里において、地表面融雪量が冬期の湧水流量に大きく貢献することを改めて強調し、石川³⁾は地表面融雪が積雪の沈降力を増す作用を持つことを実験的に確かめた。このように、地表面融雪量は、融雪最盛期の表面融雪量に比べれば微少であるが、問題によっては重要な役割を果たすにもかかわらず、全積雪期間中の地表面融雪量の経時変化やその総量は必ずしも明らかにされていない。これは、表面融雪あるいは降雨が浸透するため、地表面融雪のみを分離測定することが困難な場合が多いからである。

従来、地表面融雪量の測定は、いわゆる断面観測による方法が主であったが、この方法では、測定間隔が長くその間の変化の様子が不明である。同じ断面での観測が出来ない等の問題がある。小島^{4),5)}は、北海道の母子里において90cm×90cmのライシメータによる地表面融雪量の連続観測を行ない、冬期の日平均地表面融雪量が0.4mm～0.6mmであることを報告している。この値は30mmを越えるような融雪最盛期の日表面融雪量と比較すれば小さい値であると言えるが、全積雪期間の総量では、50mm～70mmになり、水資源としての融雪量を考える場合には必ずしも無視できない値である。母子里での観測結果にも示されているように、毎年の気象状況の違いにより地表面融雪量は年ごとに異なる。また、第1章でも述べたように、わが国の豪雪地域は、北は北海道から南は広島に至る広い範囲に分布しており、同じ豪雪地域であってもそれぞれ気象条件には

差があるため、降積雪および融雪特性にも差があると考えられる。したがって、各地域ごとに地表面融雪量の正確な把握をしておく必要がある。

ここでは、北海道のような積雪期と融雪期の区別が比較的明瞭な寒冷地と異なり、積雪と融雪を繰り返す暖地多雪地帯である北陸地方の地表面融雪量の把握を目的として、石川県金沢市においてライシメータを用いて行なった測定結果および積雪下面での熱収支に基づく地表面融雪量の計算値との比較について述べるとともに、ライシメータで観測された積雪期間中に地表面に到達した融雪量（以後、浸透融雪量と呼ぶ）の変化とそれに伴う土壌水分変化の観測結果について述べる^{6)・7)・8)}。

2.2 実験斜面および測定方法

2.2.1 実験斜面の概要

観測は、1982年～83年の冬期から1985年～86年の冬期に亘る4年間、金沢大学工学部構内に盛り土した実験斜面とその近傍において行なった。実験斜面の概観を写真2.1に、形状の詳細を図2.1に示す。実験斜面は、幅5m、長さ7m、勾配10°の南向き斜面であるが、図2.1に示すように斜面上部1.5mは水平となっており、実験斜面



写真 2.1 実験斜面の概観

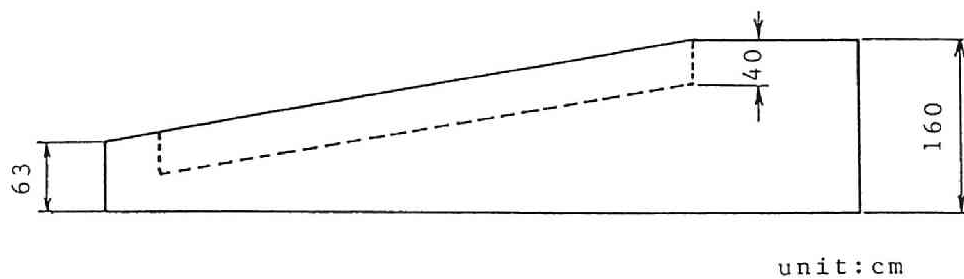
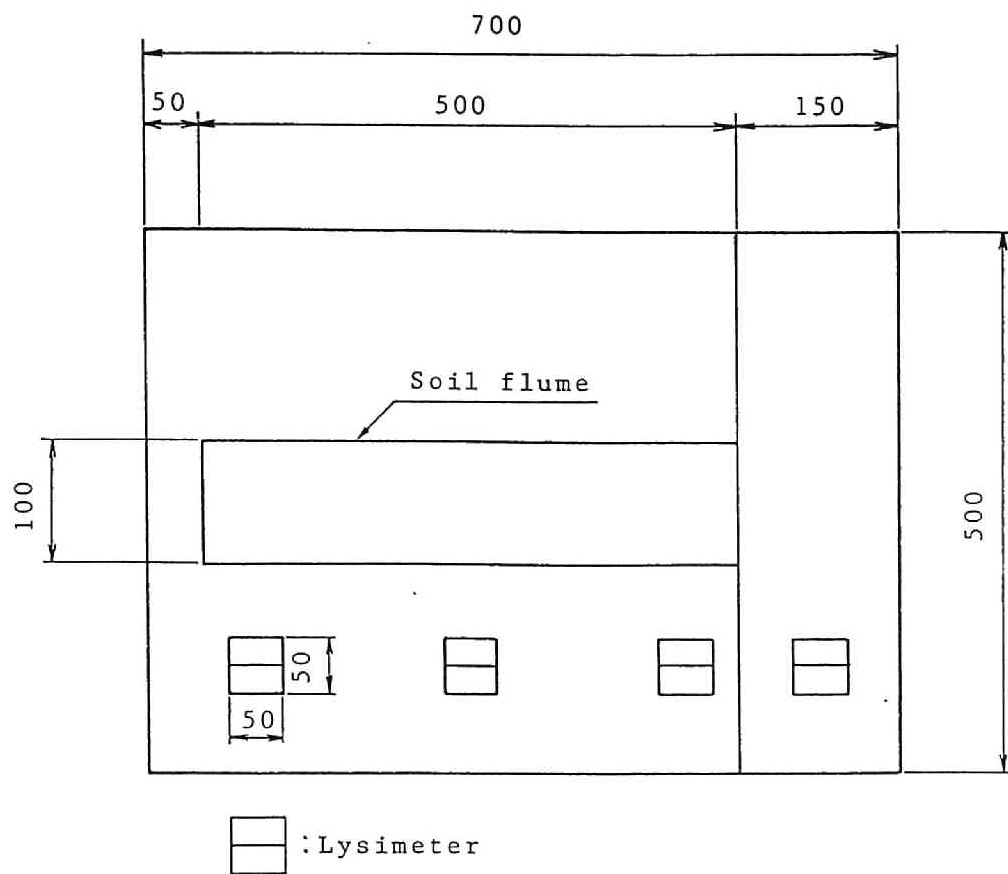


図 2.1 実験斜面の概要

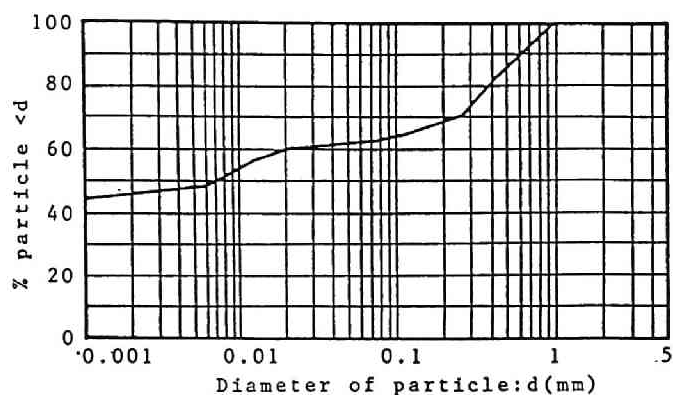


図 2.2 砂質粘土の粒径分布

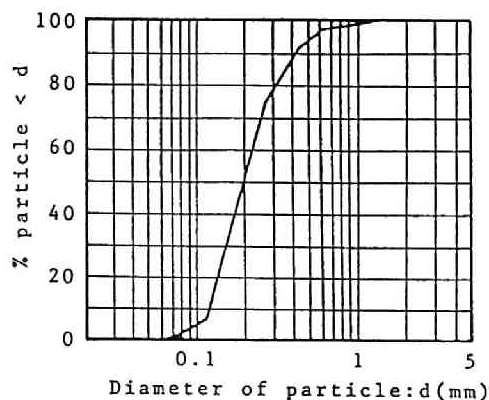


図 2.3 砂の粒径分布

長は5.5 mである。斜面の土は、1983年から1985年までは図2.2に示すような粒度分布を持つ砂質粘土を使用し、1985年～86年の冬期にかけての観測からは、図2.3に示す粒度分布を持つ砂を使用した。図2.4および図2.5にそれぞれ砂質粘土および砂の含水率と熱伝導率の関係を示す。

2.2.2 水文・気象要素の観測法

地表面融雪量および浸透融雪量の測定には、図2.6に示すような50 cm×50 cmの角型のライシメータを用い、図2.1に示すように斜面左に4個設置した。積雪層内の層構造による融雪水の側方移動の影響などのために、ライシメータの大きさとしては1 m

× 1 m ぐらいの大きさが必要であると言われているが、実験斜面の幅が狭いため、ここではその 1 / 4 の集水面積のものを、その代わりに斜面上に 4 個設置することにした。また、斜面中央部には幅 1 m、長さ 5 m、深さ 40 c m のアクリル樹脂製水路を埋設し、融雪水による斜面からの側方流出を測定した。この水路は、斜面土壌層内での融雪水の変形と遅れを考慮すれば 1 m × 5 m の大型ライシメータとも考えられるものである。

気温は斜面横の百葉箱の中でサーミスタ温度計により測定した。地温は、斜面中央部に埋設された水路中央において地表面からそれぞれ深さ 10 c m、20 c m の 2 点でサーミスタ温度計を用いて測定した。ただし、1982 年から 1983 年冬期においては、深さ 10 c m、25 c m、40 c m の 3 点で測定し、気温および地温とも打点式記録形により 30 秒間隔で記録した。積雪深は斜面上 3 ヶ所に立てた雪尺により 7 時から 24 時まで毎時測定した。ライシメータへの流入量および斜面側方流出量は、1982 年から 1984 年までは集水枡に集水することにより毎時間ごとに計測し、1985 年以後は転倒枡雨量計を用いて自動計測とした。

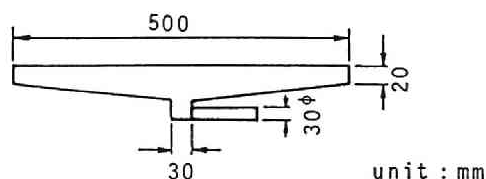
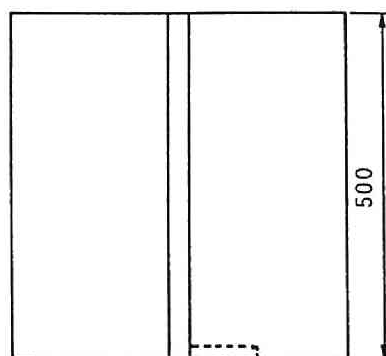


図 2.6 スノーライシメータ

2.2.3 土壌水分測定法

後述するように、積雪下面での熱収支から地表面融雪量を推定する場合、土壌の熱伝導率が必要となるが、図 2.4 および図 2.5 に示すように土壌の熱伝導率は土壌の含水率によって変化する。したがって、土壌水分の変化を測定する必要がある。土壌水分の非破壊連続測定には、テンションメータが最も広く用いられているが、この他に中性子水分計、電気抵抗式水分計および容量式水分計等がある⁹⁾。テンションメータは市販の製品も多く広く用いられているが、寒冷地で使用する場合、凍結の恐れのあることおよび空気が侵入

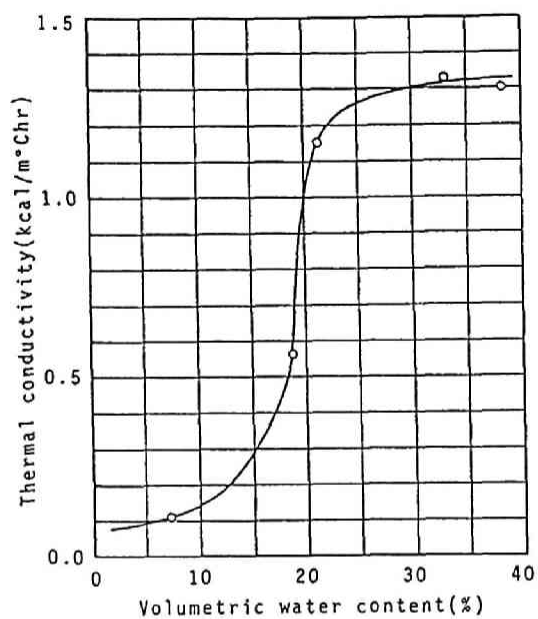


図 2.4 砂質粘土の含水率と熱伝導度の関係

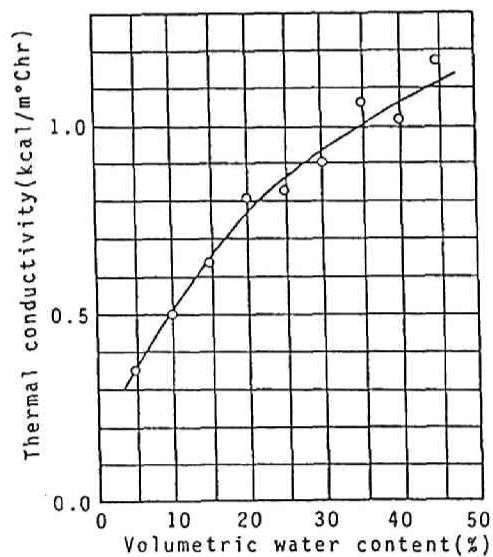
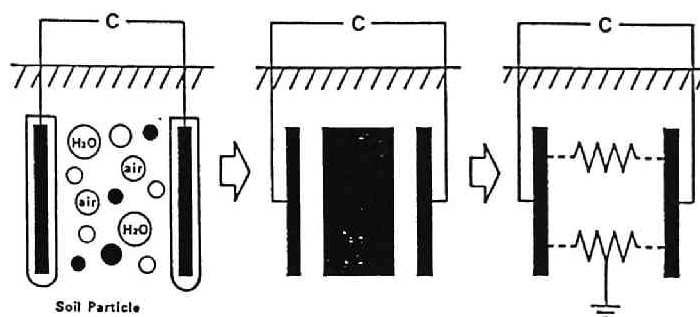
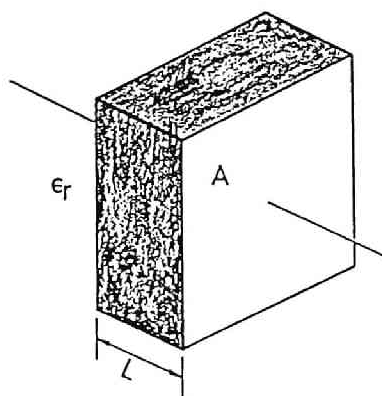


図 2.5 砂の含水率と熱伝導度の関係



(a) コンデンサーとしての土壌の概念図



(b) 平行板コンデンサーの静電容量

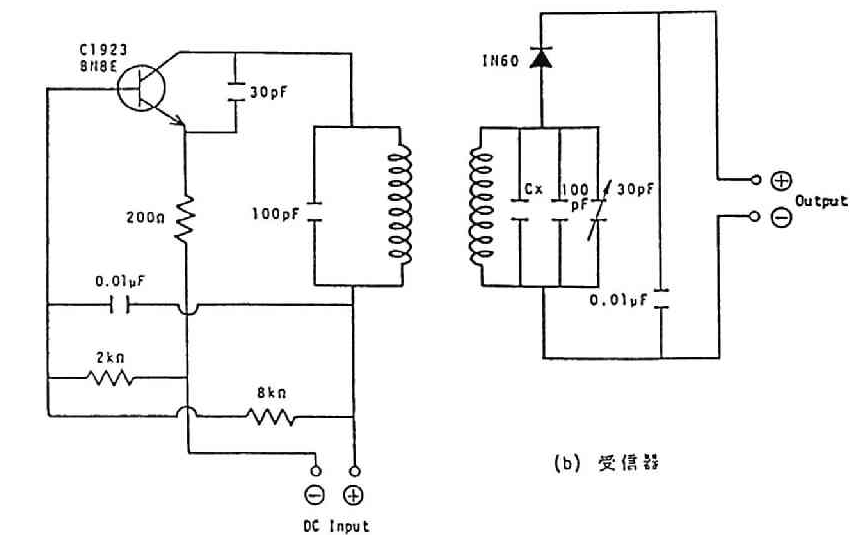
図 2.7 容量式水分計の測定原理の概念図

した場合にはその後数日は測定が出来ない等の欠点がある。非破壊の土壌水分測定器としては、中性子水分計が最も精度が良いと言われているが、入手が困難である。このような状況から本研究では、容量式水分計を試作し、これを用いて土壌水分の測定を行なった。

まず容量式水分計の測定原理について概要を述べる¹⁰⁾。図2.7に示すような絶縁被覆された2つの電極間に絶縁体を充填した平行板コンデンサを考えると、この電極間に蓄えられる静電容量は

$$C = \epsilon_0 \epsilon_r A / L = \epsilon A / L \quad (2.1)$$

となる。ここに、 C は静電容量(F)、 ϵ_0 は真空の誘電率($8.854 \times 10^{-12} \text{ F} \cdot \text{m}^{-1}$)、 ϵ_r は比誘電率、 ϵ は見かけの誘電率、 A は電極の面積(m^2)、 L は電極間の距離(m)である。式(2.1)において、 A 、 L が一定であれば、静電容量は比誘電率に比



(a) 変形コルピッツ発振器 (約10 MHz)

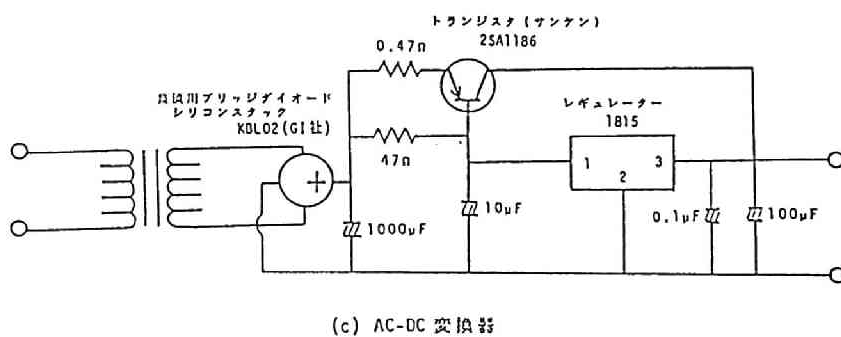


図 2.8 容量式水分計の基本回路図

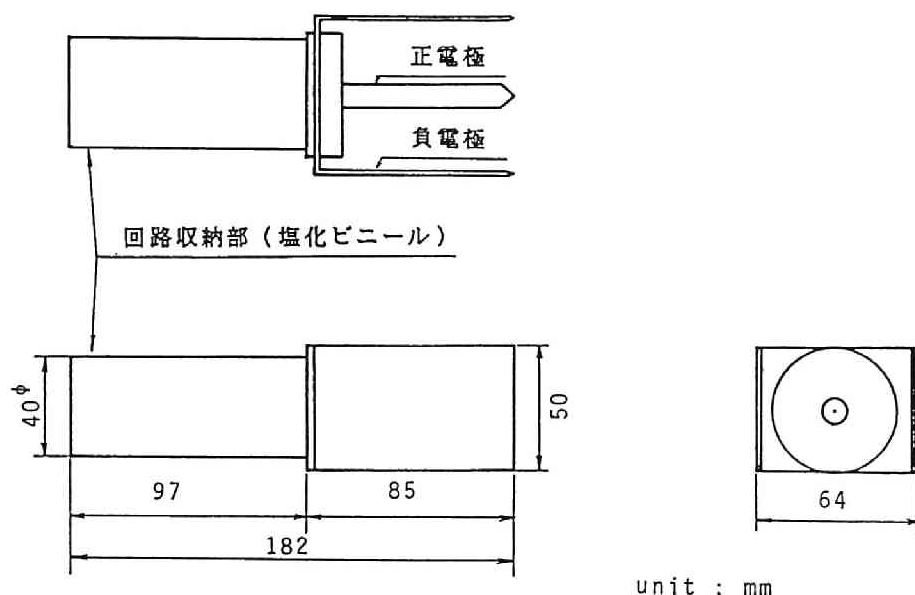
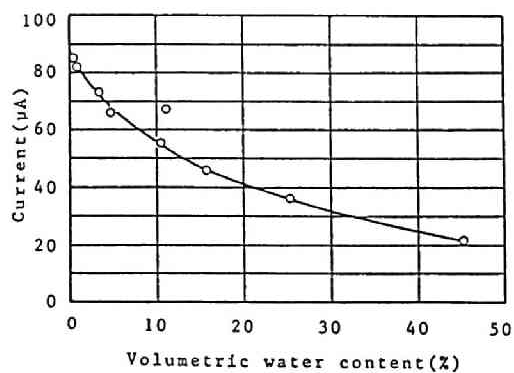


図 2.9 容量式水分計概形図

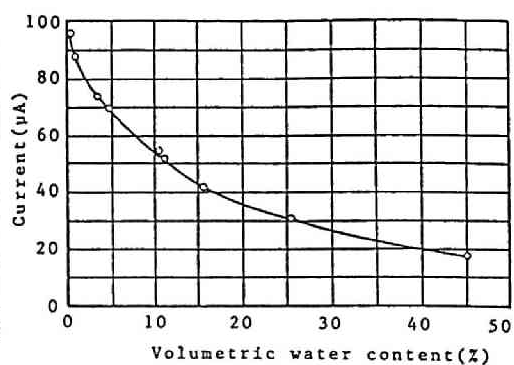
例することになる。電極が土壌中にある場合には、電極間を満たす物質は土と水と空気である。これらの中で水の比誘電率は約80と他の物質よりおよそ一桁大きい。このことから、電極間の見かけの誘電率は土壌水分の変化に伴って変化し、静電容量も水分量の変化に伴って変化する。この静電容量を測定し、土壌水分との間のキャリブレーション曲線を予め求めておくことにより土壌水分量を求めることが出来る。静電容量は、発振器により約10MHzの正弦波を発生させ、静電容量の変化に伴う周波数の変化を直流電圧に変えて読み取る。この型式の水分計には市販のものがあるが、ここでは自作のものを用了。水分計の基本回路を図2.8に、水分計本体形状を図2.9に示す。ここで用いた砂に対する各水分計のキャリブレーション曲線の例を図2.10(a)から(d)に示す。これらの図から、高含水領域では若干精度が悪くなるものの、体積含水率30%程度までは良い精度で測定できることが分かる。図2.11に水分計の設置位置を示す。なお、土壌水分は1985年～86年の冬期より測定を行っている。

2.3 地中伝導熱による地表面融雪量の算定

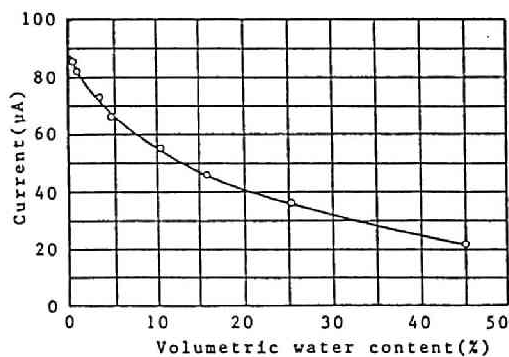
はじめに述べたように、土壌の凍上が生じていない場合には、土中の温度は0℃以上



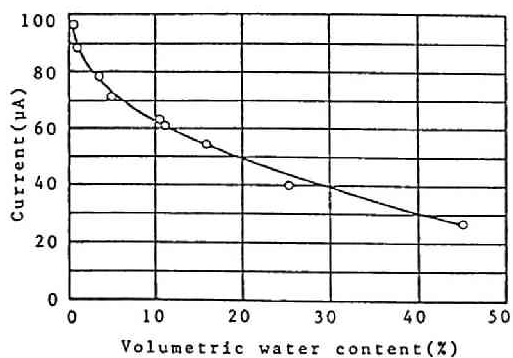
(a) No. 1



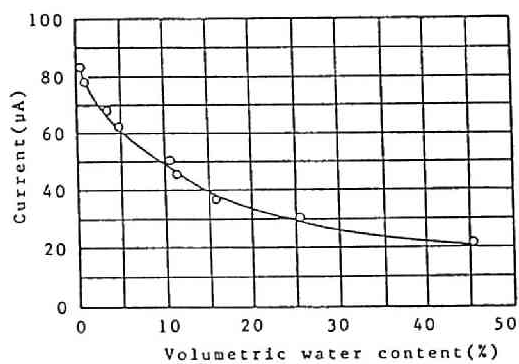
(b) No. 2



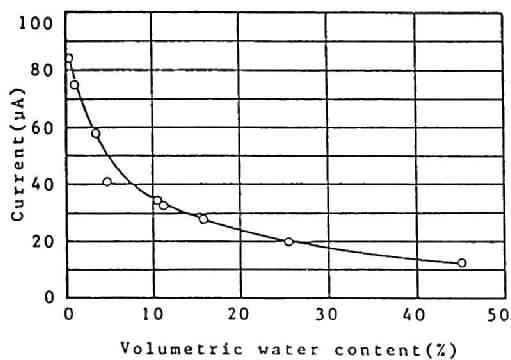
(c) No. 3



(d) No. 4

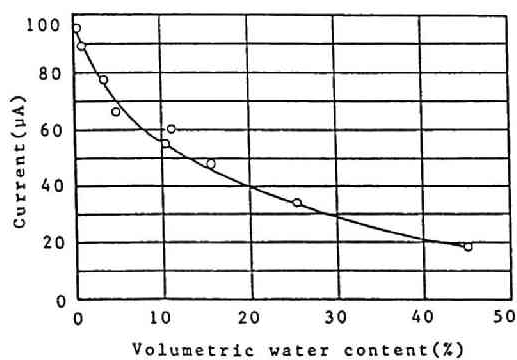


(e) No. 5

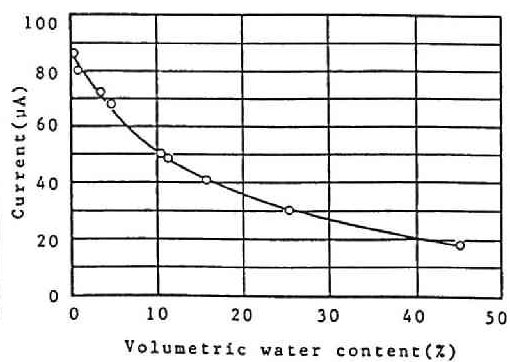


(f) No. 6

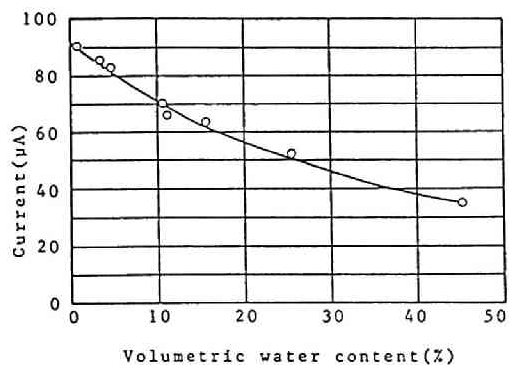
図 2.10 容量式水分計のキャリブレーション曲線



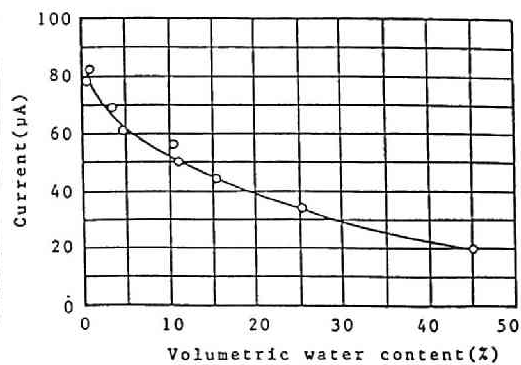
(g) No. 7



(h) No. 8



(i) No. 9



(j) No. 10

図 2.10 (続き)

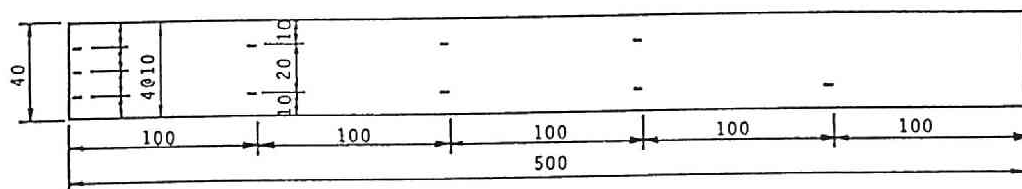


図 2.11 容量式水分計の設置位置図

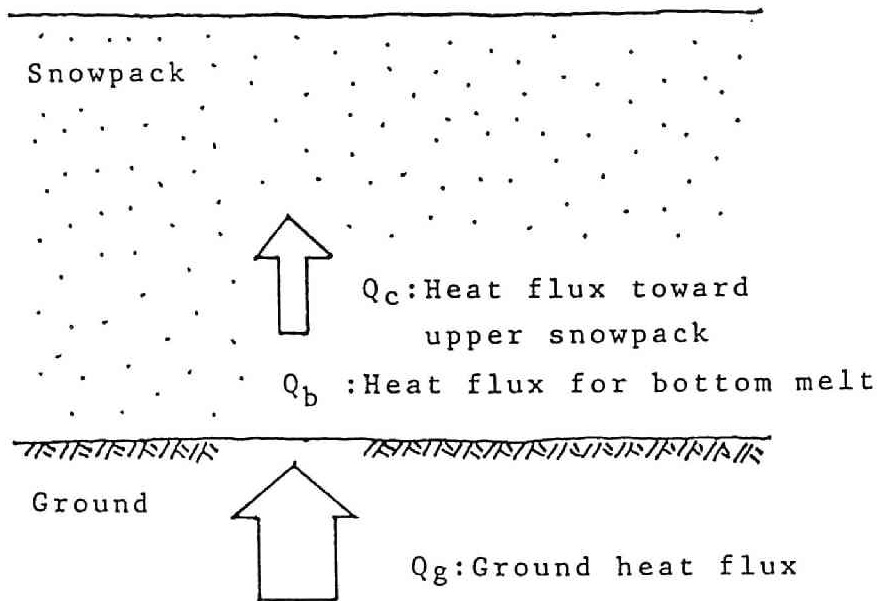


図 2.12 土壌の凍結が生じていない場合の積雪下面での熱収支式の模式図

であるため、土中から積雪下面に向かって熱伝導が生じる。土壌の凍結が生じていない場合の積雪下面での熱収支の模式図は図2.12に示されるようである。ここで1方向の熱伝導を考えれば、積雪下面の熱収支式は

$$Q_o = LM_o + \lambda_s (dT_s/dz) \quad (2.2)$$

のように与えられる。ここに、 Q_o は地中伝導熱 ($\text{cal} \cdot \text{cm}^2$)、 L は氷の融解潜熱 ($79.6 \text{ cal} \cdot \text{g}^{-1}$)、 M_o は地表面融雪量 ($\text{g} \cdot \text{cm}^{-2}$)、 λ_s は雪の熱伝導率 ($\text{cal} \cdot \text{cm}^{-1} \cdot \text{sec}^{-1} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$)、 T_s は雪温 ($^\circ\text{C}$)、 Z は長さ (cm)である。すなわち、地中からの伝導熱は、その一部は積雪層内に伝導され、残った熱が積雪下面での融雪に使われる。一方、土中からの伝導熱量は

$$Q_g = \lambda_g (dT_g/dz) z - z_o \quad (2.3)$$

で表される。ここに、 λ_g は土の熱伝導率 ($\text{cal} \cdot \text{cm}^{-1} \cdot \text{sec}^{-1} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$)、 T_g は地温 ($^\circ\text{C}$)、 $(dT_g/dz) z - z_o$ は地表面での温度勾配である。

雪の熱伝導率は、図 2.13 に示されるように密度によって異なる¹¹⁾が、密度 0.5 g/cm^3 のかたしまり雪でおよそ $10^{-4} \sim 10^{-3} (\text{cal} \cdot \text{cm}^{-1} \cdot \text{sec}^{-1} \cdot ^\circ\text{C}^{-1})$ の範囲である。後述するように冬期の積雪下の地表面付近の土の含水率の範囲が 15% から 30% 程度であることを考慮すれば、図 2.4 および図 2.5 から土の熱伝導率は $1 \sim 4 \times 10^{-3} (\text{cal} \cdot \text{cm}^{-1} \cdot \text{sec}^{-1} \cdot ^\circ\text{C}^{-1})$ 程度であり、雪の熱伝導率の数倍から 10 倍である。また、図 2.14 には積雪期の積雪層内の温度分布の測定結果の一例を示すが、この図から積雪層内の地表面付近の温度勾配は 0 かあるいは 0 に近く、土中の温度勾配の数分の一以下であることが分かる。また、融雪期には表面融雪水の浸透により積雪層は全層が 0°C の等温状態となる。したがって、式 (2.2) の左辺第 2 項の積雪層内への伝導熱量は全積雪期間を通じて無視しても良く、地中からの伝導熱量による地表面融雪量は式 (2.2) および式 (2.3) から

$$M_b = (\lambda_s/L) (dT_s/dz)_{z=0} \quad (2.4)$$

によって求められる。

したがって、前述のように土中の温度分布、土の含水率と熱伝導率の関係および土壌含水比の分布を観測等によって得ることが出来れば式 (2.4) から地表面融雪量を算定することが出来る。

2.4 測定結果と考察

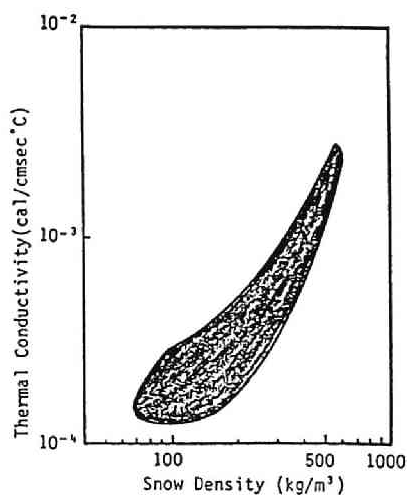


図 2.13 雪の熱伝導率
と密度の関係

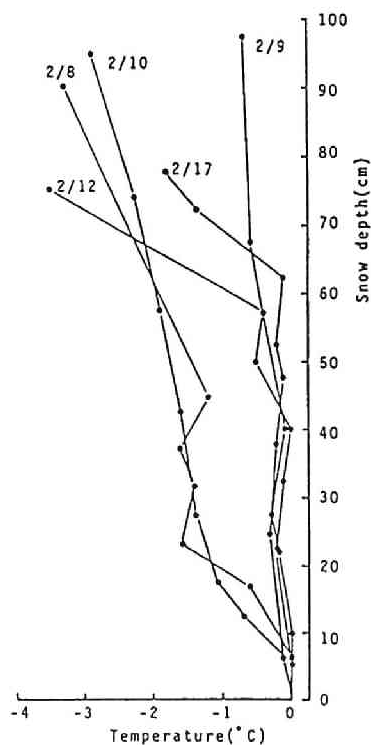


図 2.13 積雪層内の温度分布

2.4.1 測定結果の概要

ライシメータへの流入量は、地表面融雪量、浸透融雪量および降雨の合計されたものであり、降雨あるいは表面融雪による浸透融雪量がある場合には、地表面融雪量のみを分経測定することはできない。したがって、ここでは気温が低く、明らかに表面融雪が生じておらず、かつ降雨の無い日のライシメータへの流入量を地表面融雪量とした。以下に各観測年の測定結果について述べる。

1) 1982年～83年冬期の測定結果の概要

1983年1月10日から2月28日までの日最高気温、日最低気温、地温、積雪深およびライシメータへの流入量の測定結果を図2.15に示す。この冬は気温が高く4年間の観測の中で、最も雪の少なかった年であり、12月にはほとんど降雪は無く、1月になってようやく降雪があった。図2.15に示されるように、1月11日から降り始めた雪は17日には消え、20日からの降雪により期間中最大の積雪深74cmを記録したが、この雪も31日には再び消え、2月7日から降り始めた雪が根雪となったが根雪期間は21日と短かった。このため、2月7日から28日までの期間で気温が低く明らかに表面融雪は生じていないと思われる日は9日間であり、この間のライシメータへの流入量、すなわち地表面融雪量の平均は1.5mm/日であった。地温は、積雪初期には地表面から25cmの深さで3°C以上を記録し、また深さ10cmで約2°Cであり、他の年に比べて高い。積雪のために地温はその後しだいに低下し消雪前には、深さ25cm、10cmでそれぞれ1.2°C、0.6°Cとなったが、これも他の年に比べればやや高い。したがって、初期の地表面融雪量は前述の1.5mm/日より大きいと思われる。積雪期間全体の地熱融雪量については後述する。

2) 1983年～84年冬期の測定結果の概要

1984年1月4日から3月21日までの日最高気温、日最低気温、地温、積雪深およびライシメータへの流入量の測定結果を図2.16に示す。この冬は12月中旬から降雪があり、12月26日には積雪深20cmを記録したが、この雪は1月1日には消え、1月4日からの雪が根雪となり、根雪期間は3月23日までの80日間と観測4年間では最も長く、最大積雪深も1986年に次ぐ105cmを2月10日に記録している。したがって、地温も1月4日で深さ20cmおよび10cmでそれぞれ2.2°Cおよび1.2°Cと低く、その後1週間程度で地表面から20cmの深さで1°C前後に、深さ10cmでは0.5°Cに低下している。この期間中の地表面融雪量の平均値は1.4mm/日であった。

3) 1984年～85年冬期の測定結果の概要

1984年12月22日から1985年2月8日までの日最高気温、日最低気温、地温、積雪深およびライシメータへの流入量の測定結果を図2.17に示す。この冬は12月の雪がそのまま根雪となった唯一の年であるが、その後の気温はそれほど低下せず、降雪量も多くなかったために2月9日には消雪し、根雪期間は50日であり期間中の最大積雪深は91cmであった。また、12月の比較的地温の高い内に根雪となったために、最も少雪であった1983年同様地温は高く、12月22日の深さ20cmおよび深さ10cmでの地温はそれぞれ5.2°Cおよび3.6°Cであった。その後、地温は徐々に低下し、2月8日には深さ20cmおよび10cmでそれぞれ1.1°Cおよび0.5°Cになっている。この間の地表面融雪量の平均値は1.57mm/日であった。この3年間の平均地表面融雪量について見ると、積雪状況および気温等に差があるにもかかわらず、測定可能な期間中の地表面融雪量には大きな差はみられず、平均1.5mm/日である。

4) 1985年～1986年冬期の測定結果の概要

1986年1月9日から3月12日までの日最高気温、日最低気温、地温、積雪深およびライシメータへの流入量の測定結果を図2.18に示す。この冬は、いわゆる59豪雪と言われた年で降雪が多く、金沢地方気象台観測史上第2位を記録している。1985年12月9日から降雪があり、12月20日には積雪深40cmを記録した。しかし、この雪は12月30日には消雪し、翌86年の1月3日からの雪が根雪となり、3月12日の消雪日までの根雪期間は66日であり、最大積雪深は1月27日に110cmを記録している。根雪期間としては、1983年から1984年冬期の方が長かったが、これは3月以後降雪が少なかったことと気温が高かったためである。12月にかなりの積雪があったことおよび積雪初期の気温が低かったために、1984年同様、地温は積雪初期から20cmの深さで1°Cに近く、10cmの深さでは0.5°Cとなっている。この間の表面融雪、降雪および降水の影響の無い25日間のライシメータへの入力の前平均値は0.87mm/日であった。この年の地表面融雪量が前の3年に比べて少ないのは、地温が低かったこと、斜面の土を砂質粘土から砂に変えたことによるものと思われる。

5) 積雪期間中の土壌水分の測定結果

1986年1月9日から3月14日までの各点の日最大および日最小含水率の経日変化を図2.19に示す。この土壌水分の測定データは斜面中央に埋設した水路内部に設置した10個の容量式水分計で測定されたものである。また、図2.20に厳寒期の2月1日、融雪最盛期の3月1日および消雪直前の3月10日の斜面内の含水率の分布を示す。各測定点での土壌含水率の経時変化を見ると、前期降雨の影響で積雪初期には土壌水分はやや

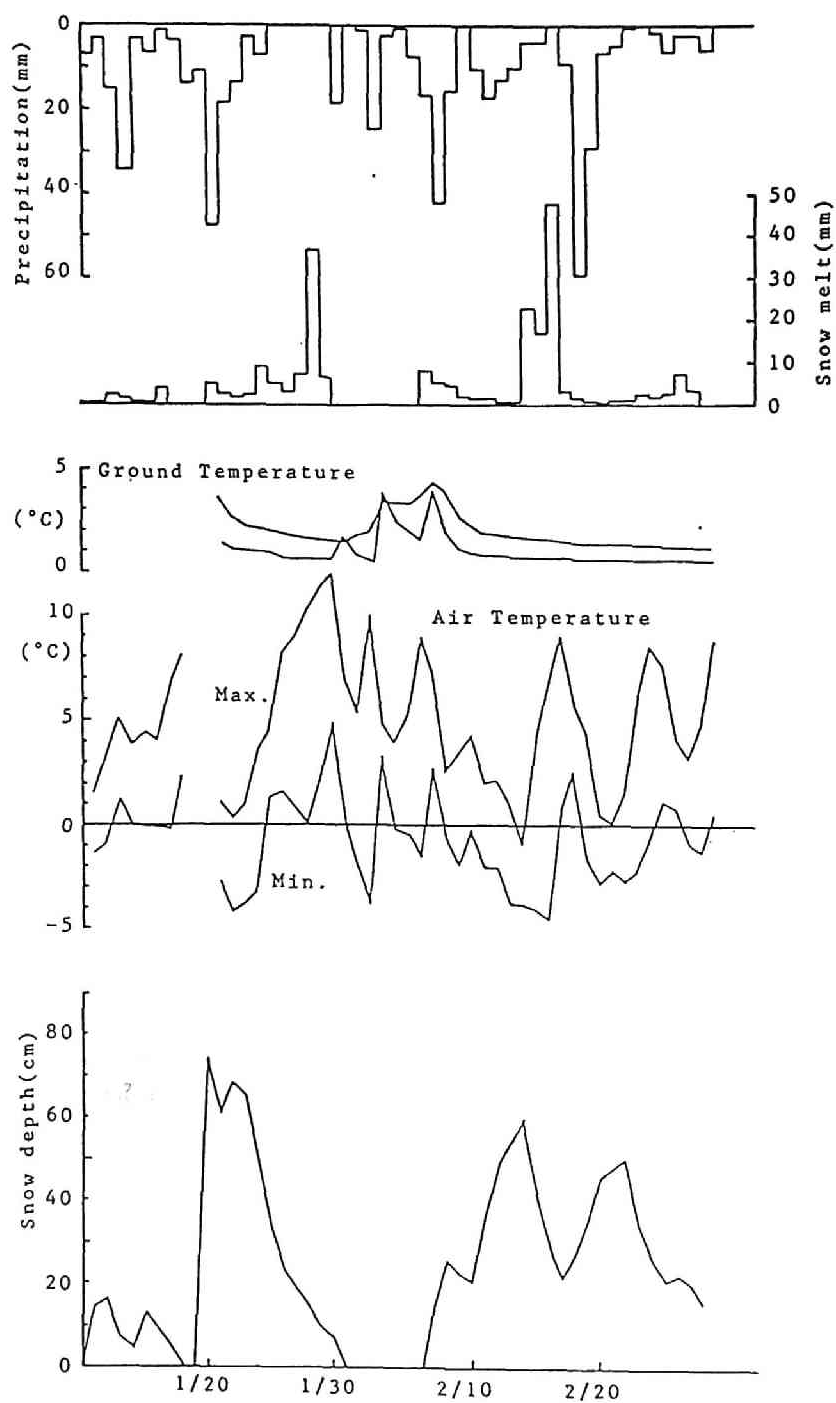


図 2.15 1982年～1983年冬期の観測結果

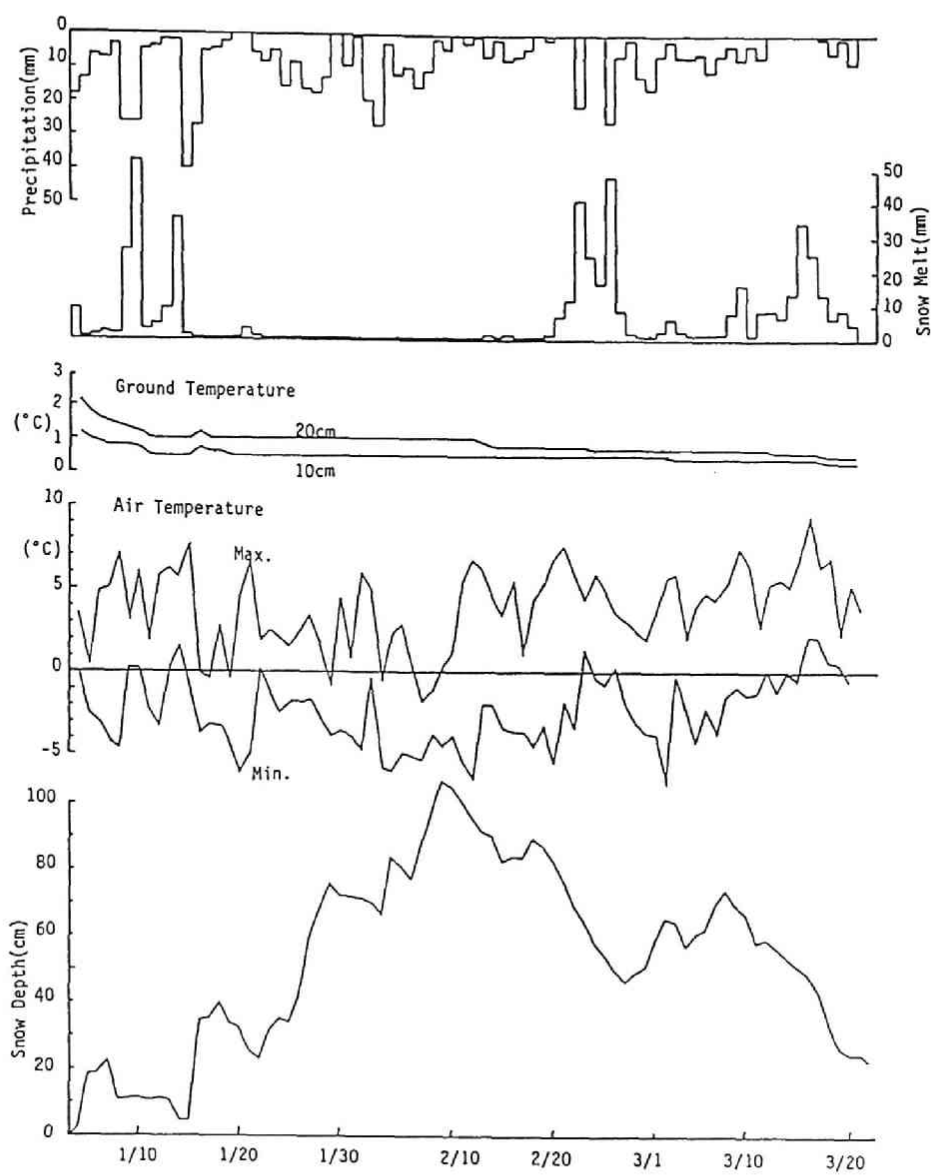


図 2.16 1983年-1984年冬の観測結果

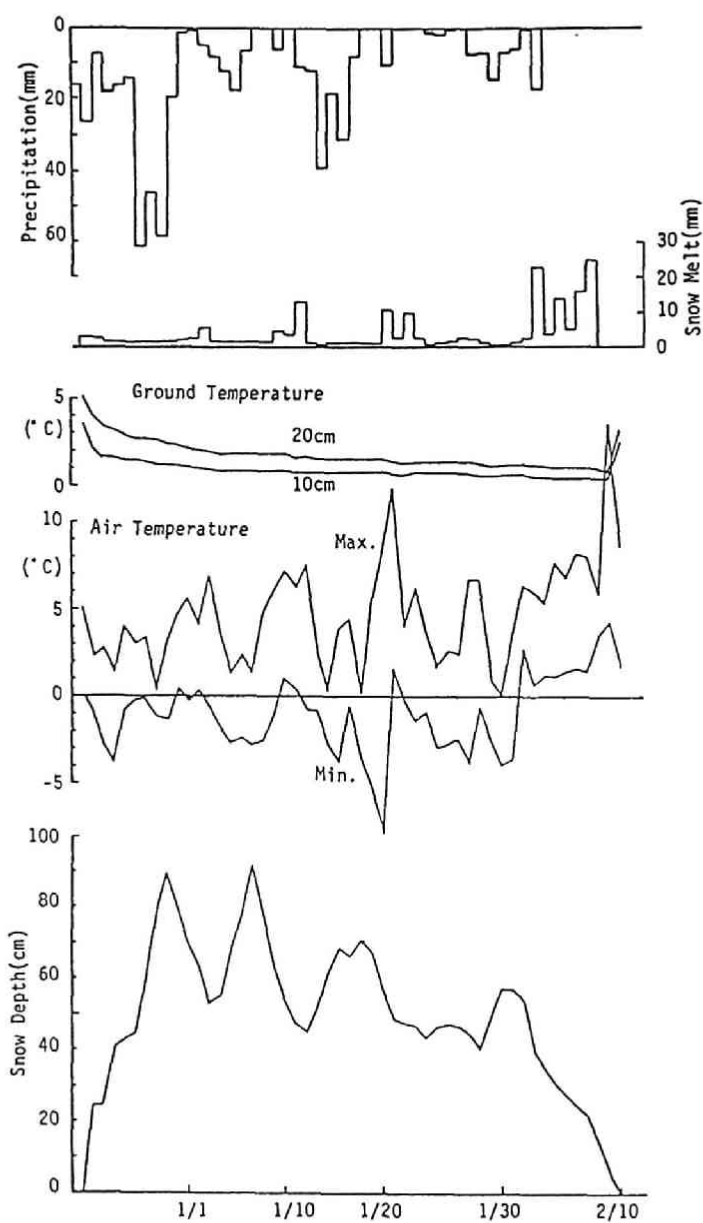


図 2.17 1984年～1985年冬期の観測結果

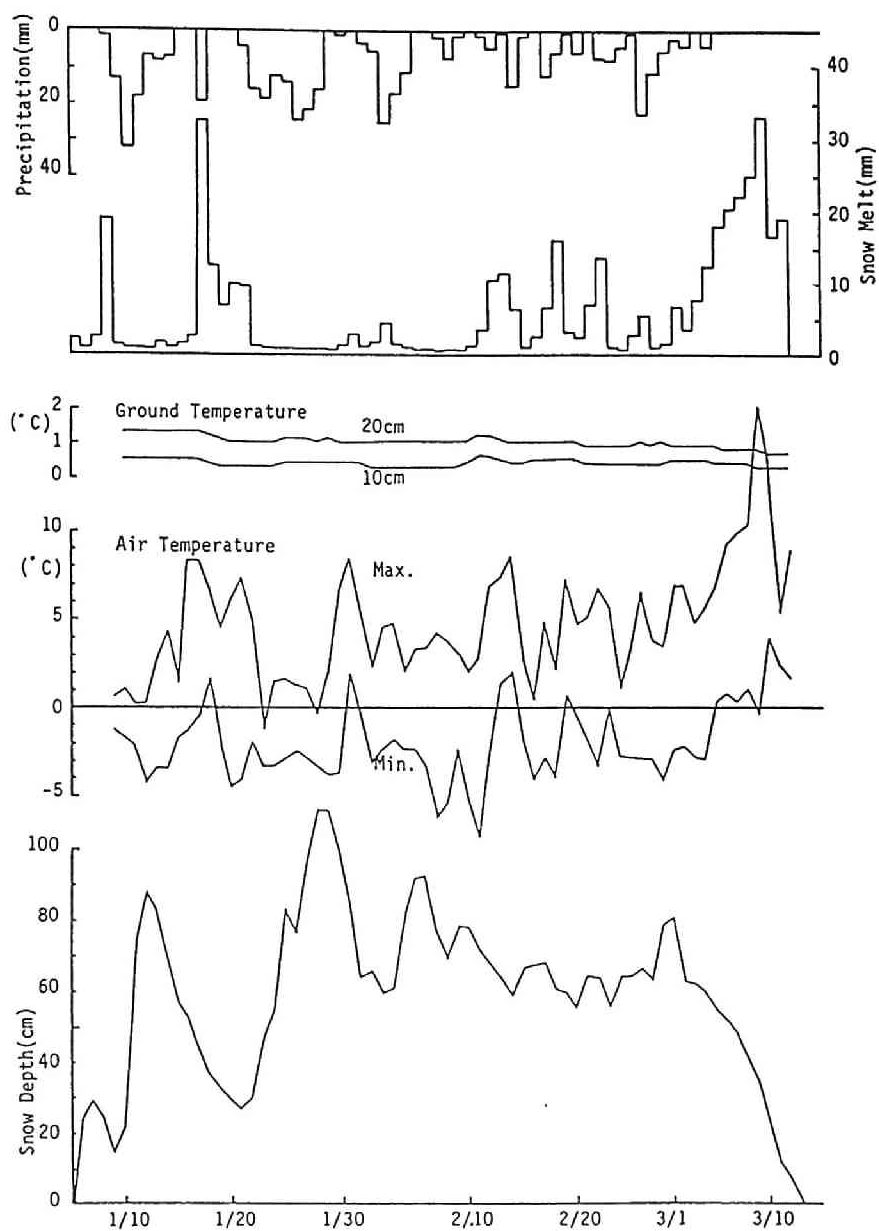


図 2.18 1985年-1986年冬の観測結果

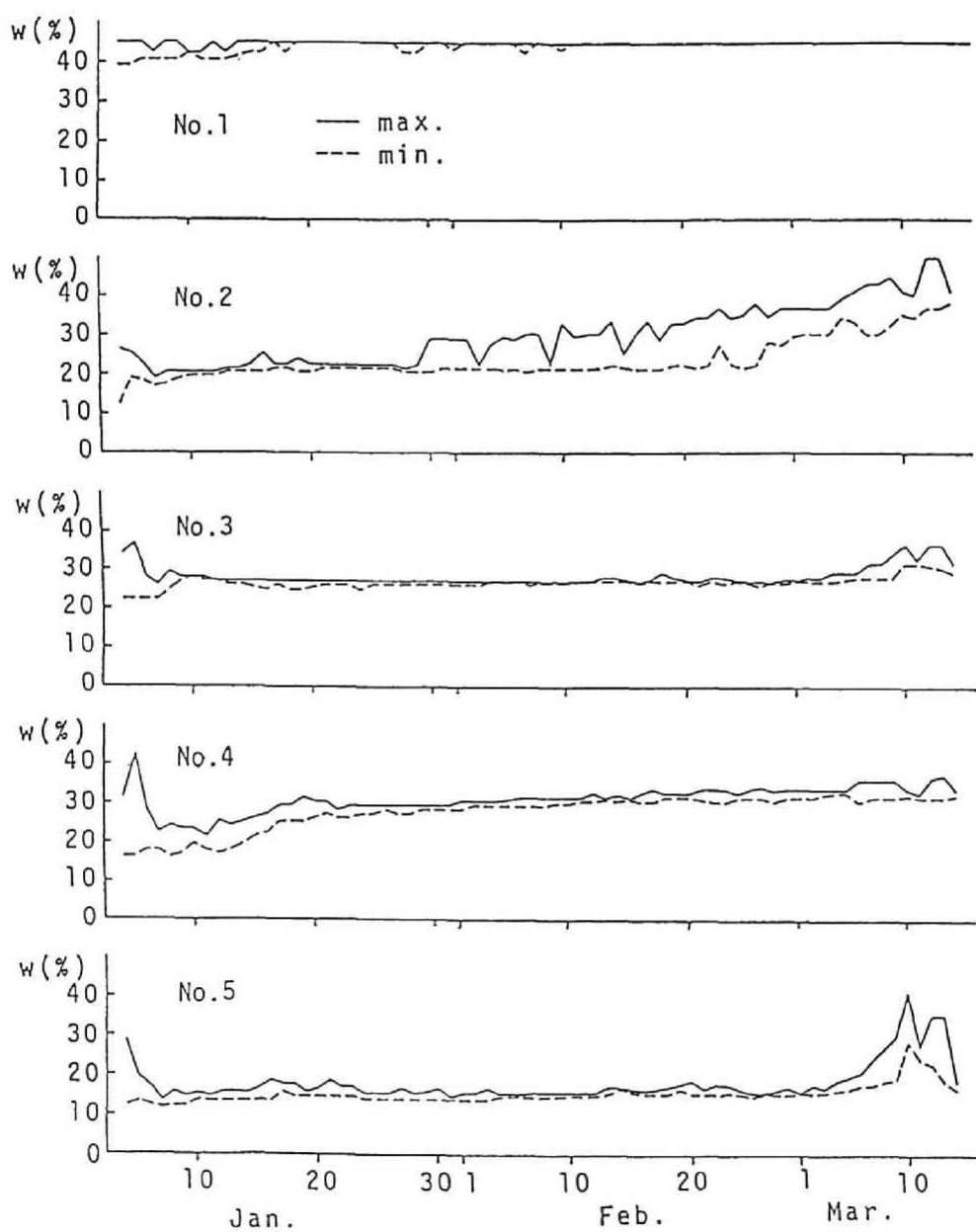


図 2.19 土壌含水率の経時変化

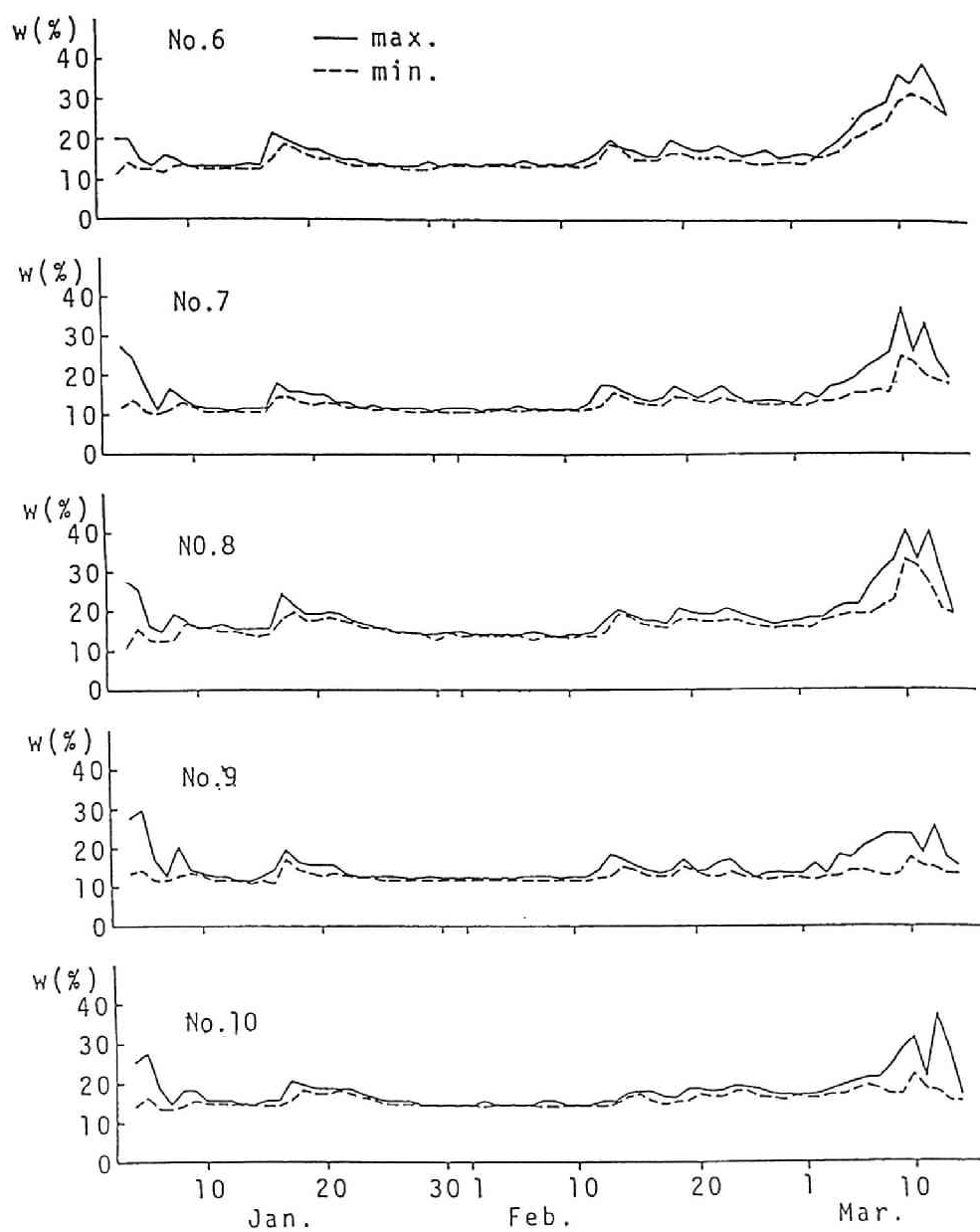


図 2.19 (続き)

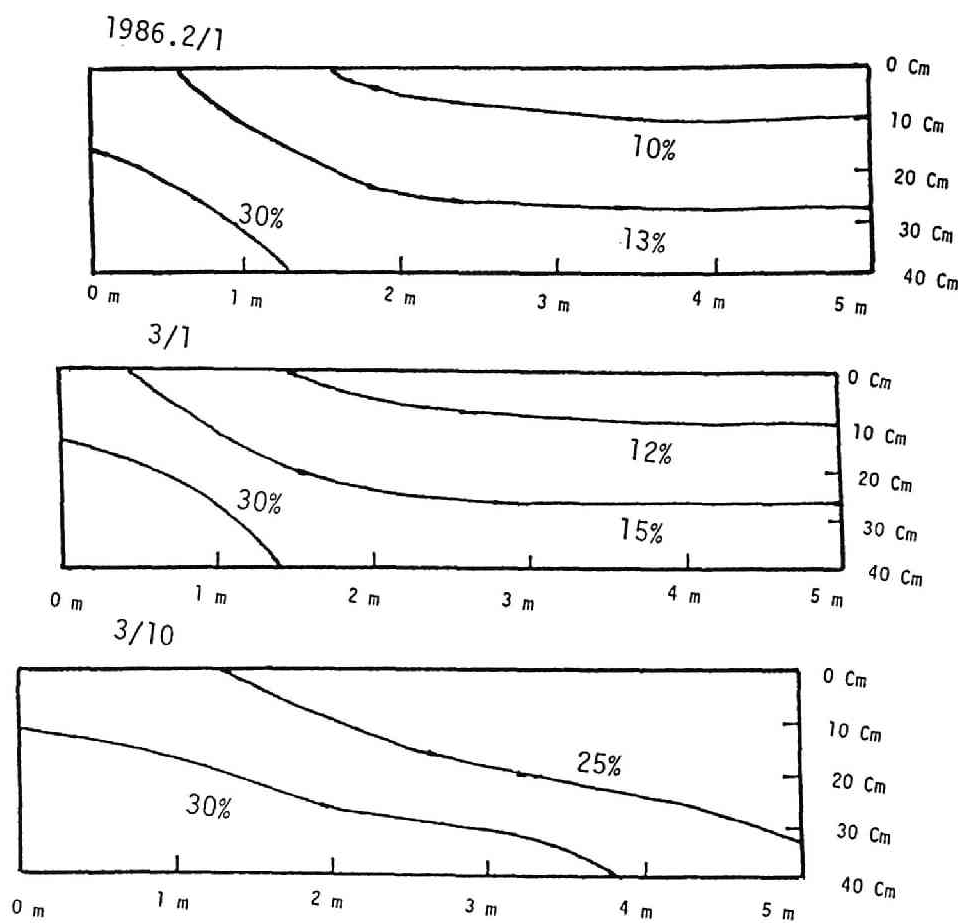


図 2.20 斜面内の含水率分布の経時変化

高い値を示すが、その後、積雪の増加に伴い地表面融雪だけが供給されるようになると含水率は低下しほぼ一定値を示すようになり、日変化もほとんど無くなる。2月下旬になって表面融雪が生じるようになると浸透融雪水が供給されることにより土壌水分は徐々に増加していく。また、斜面内の土壌水分は、融雪開始前には斜面下方に含水率が30%を超える高含水領域がごくわずかに存在するだけで、他の領域の含水率は10%前後の値となっており、融雪が始まるまでほとんど変化しない。3月に入って本格的な融雪が始まり、日融雪量が20mmから30mmに達するようになると、土壌水分は急速に増加し、消雪3日前の3月10日になると、含水率30%を超える高含水領域が斜面上方に拡大し、含水率25%以上の領域は斜面の60%以上に及ぶ。北陸の地すべり地帯では、いわゆる融雪地すべりが春先に頻発するが、これは上述のように融雪の進行に伴い、多量の融雪水が土中に浸透し、土壌水分が著しく増加し土の強度が低下するためであると思われる。

2.4.2 地表面融雪量の測定値と計算値の比較

ここでは前述の地温分布の測定結果および土壌含水率分布の測定結果と 図2.4および図2.5の土壌含水率と熱伝導率の関係をを用い、式(2.4)により地表面融雪量を求めた結果と、ライシメータでの測定結果との比較について述べる。図2.21に1986年1月9日から3月12日までの地表面融雪量の計算値とライシメータでの融雪量の実測値の比較を示す。図より地表面融雪量の計算値と気温が低く表面融雪が発生していないと思われる日の融雪量の実測値は良く一致していると言える。このことから、他の表面融雪が生じていると思われる日についても地表面融雪量の計算値は実際の値に近いものと思われる。表面融雪の浸透による土壌水分の増加に伴って地表面融雪量の若干の増加がみられるが、積雪期間中の変化は少ない。この間の総地表面融雪量は52.1mmであり、日平均地表面融雪量は0.84mm/日であった。

1985年から86年の冬期以外の3年間は土壌水分の観測を行っていないため土壌水分に対応する土の熱伝導率は不明である。1986年の観測結果を見ると、積雪に覆われた後の土壌水分の変化は小さく、地表面から10cmの深さでは約15%であり、融雪の最盛期に入ると土壌水分は急激に増加する。このことから、他の年においても積雪期の土壌水分は15~20%程度の値であると考えられる。ただ図2.5の土壌水分と含水率の関係をを見ると、砂質粘土では、含水率15%~25%の間で熱伝導率は0.4~1.2 $\text{Kcal} \cdot \text{m}^{-1} \cdot ^\circ\text{C}^{-1} \cdot \text{hr}^{-1}$ と大きく変化している。したがって、熱伝導率の平均的な値を定めることは困難であるため、ここでは計算値が前述の実測値に近い値となるように土の

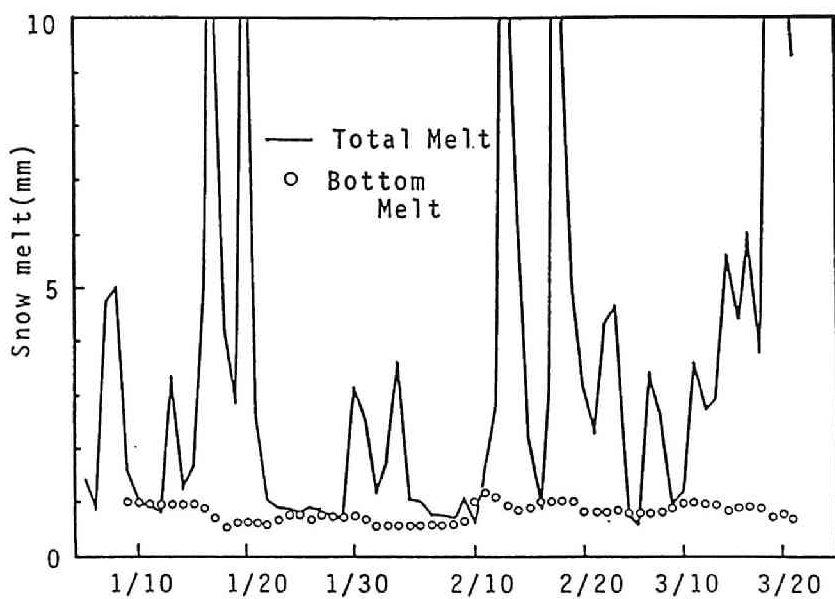


図 2.21 地表面融雪量の計算値と観測融雪量の比較（1985年～86年）

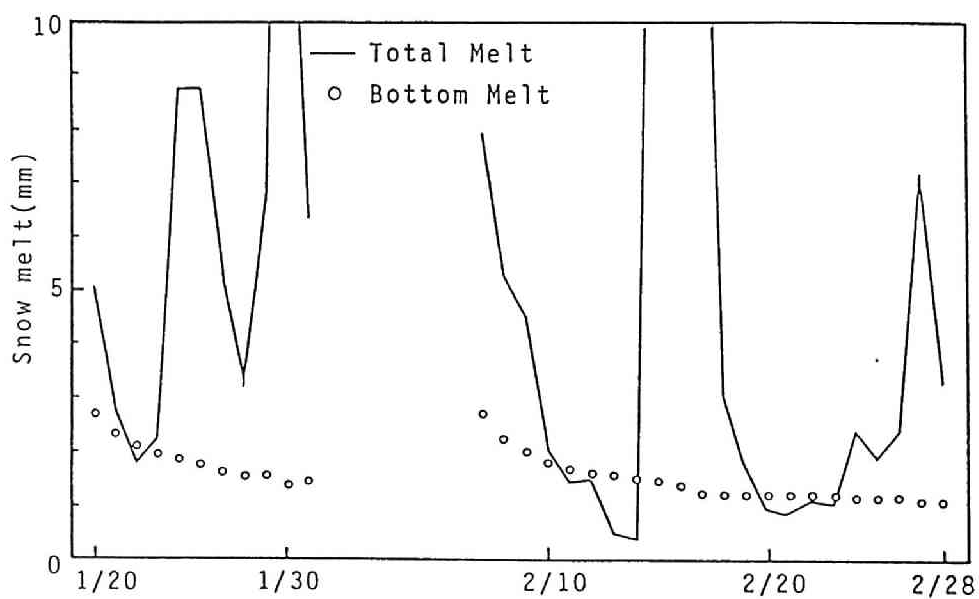


図 2.22 地表面融雪量の計算値と観測融雪量の比較（1982年～83年）

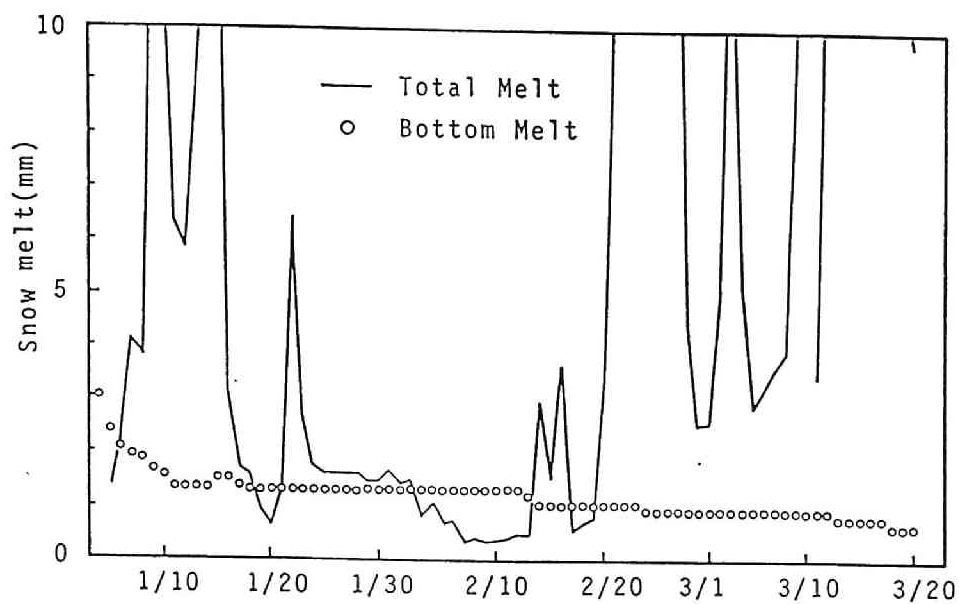


図 2.23 地表面融雪量の計算値と観測融雪量の比較（1983年～84年）

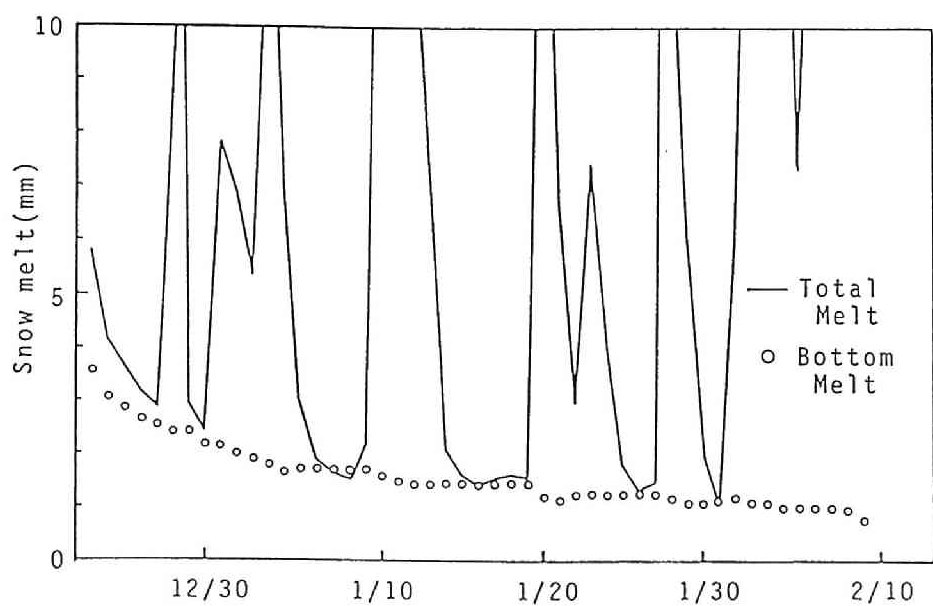


図 2.24 地表面融雪量の計算値と観測融雪量の比較（1984年～85年）

熱伝導率を定めた。その結果、3年間の平均的な土の熱伝導率は、それぞれ0.8、0.9、0.6 Kcal・m⁻¹・°C⁻¹・hr⁻¹となり、これらに対応する地表面付近の平均土壌含水率は約20%である。1982年～83年冬期から1984年～85年冬期の地表面融雪量の計算値と実測値の比較を図2.22から図2.24に示す。これらの図を見ると、前述の1985年～86年冬期の場合と同様に地表面融雪量の計算値と表面融雪が生じていないと思われる日の実測値とは良く一致していると言える。4年間の平均地表面融雪量の計算値と実測値および総地表面融雪量の計算値を表2.1に示す。表から、4年間の総融雪量は281mmから847mmと年毎に大きく異なり、これに対応して総地表面融雪量も32.1mmから95.8mmまで大きく変化している。しかしながら、積雪期間中の日平均地表面融雪量の値は斜面構成土の異なる1985年～86年を除けば1.23mm/日から1.46mm/日とほぼ等しく年毎の変化は少ない。さらに、総地表面融雪量の全融雪量に占める割合を見ると、11.1%から13.7%の範囲にあり、各年でほとんど等しい値となっている。このように同じ土であればほぼ同じ日地表面融雪量が生じるのは、積雪初期の条件に多少の違いはあっても、一旦積雪に覆われると土中の温度勾配には大きな差は無くなり、また土壌含水率も積雪期間を通じてほぼ同じ値となるためである。

表2.2に北陸地方の代表的な河川の冬期の湧水流量を示す¹²⁾。これらの表を見ると、流域面積、流域の位置にかかわらず冬期の湧水流量は0.1mm/日から3mm/日の範囲であり1mm/日から1.5mm/日程度の河川が多く、斜面で観測された地表面融雪量の値に近く、北陸地方の河川においても冬期の湧水流量に対して地表面融雪量が大きな役割を果たしていることが分かる。

表 2.1 総融雪量と総地表面融雪量の計算結果

Year	Duration of snow season		Total melt (mm)	Bottom melt		
	from	through		Total(mm)	Mean(mm/day)	(%)
1983	February 7	February 28	281	32.1	1.46	11.4
1984	January 4	March 21	846.7	95.8	1.23	11.3
1984-1985	December 25	February 9	516.3	71.2	1.52	13.7
1986	January 9	March 11	471	52.1	0.84	11.1

表 2.2 北陸地方の諸河川の冬期流量

River Basin	River	Station	Drainage area(km ²)	Discharge in winter (mm/day)
Agano	Aga	Yamashina	2714.9	1.25
Agano	Aga	Maoroshi	6997	1.73
Shinano	Chikuma	Kuisege	2595.9	1.01
Shinano	Sai	Tategahana	6442.3	1.2
Shinano	Uono	Horinouchi	1408	3.07
Seki	Seki	Takada	703	1.85
Hime	Hime	Yamamoto	697.7	0.07
Kurobe	Kurobe	Unazuki	637	0.14
Jintsu	Jintsu	Sugiharabashi	250.1	3.46
Sho	Sho	Komaki	1100	0.62
Oyabe	Oyabe	Tsuzawa	280	3.10
Tedori	Tedori	Nakajima	732	1.66

2.5 結 語

石川県金沢市において、ライシメータを用いて冬期の積雪下面での融雪量および地表面到達融雪量の連続測定と、これに関連する水文・気象要素の観測を行い総地表面融雪量および地表面融雪量の経時変化を推定を行った。得られた結果を要約すると次のようである。

1) 地表面融雪量は、積雪および気温等の気象条件によって年毎に多少変化するが、砂質粘土の斜面では、積雪期間を通じて平均 1.5 mm/日 前後の値であり、砂質土では 0.87 mm/日 と約半分程度であった。これらは北陸地方の河川の冬期湧水流量に近く、地表面融雪量は冬期湧水流量の供給源であることが分かった。

2) 積雪層内への熱伝導を無視し、土中の温度勾配および含水率に対する土の熱伝導率から求められた地中からの伝導熱を用いて計算された地表面融雪量はライシメータで測定された値と良く一致した。

3) 積雪期間中の総地表面融雪量は総融雪量の約11%を占め、水資源問題を考える場合には無視できない量であることが分かった。また、積雪期間中の地表面融雪量の変化は、積雪初期を除けば小さい。

4) 積雪期間中の土壌水分の変化は融雪の最盛期までは小さく、地表面付近で約15%であり、融雪の最盛期に入ると急激に増加し、25%以上の高含水領域が60%以上になることが明かとなった。

参 考 文 献

1) 小島賢治、小林大二、小林俊一他：母子里の小流域における融雪、流出、および熱収支の研究、低温科学、物理編、28、pp.175-190、1970。

2) 小林大二、小島賢治：北海道における季期の流出(1)、日本雪氷学会秋季大会講演予講集、昭和55年度、pp.132、1980。

3) 石川政幸、小野茂夫、川口利次：地熱が積雪沈降力に及ぼす影響、雪氷、40、No.1、pp.47-49、1978。

4) 小島賢治：冬季間の積雪下面における融雪量の連続観測(序報)、低温科学、物理編、

39、pp.101-108, 1980.

5) 小島賢治: 低温多雪地域の冬期間積雪下面における融雪量 - 時間変化と年による差異 -、低温科学、物理編、41、pp.99-107, 1982.

6) 宇治橋康行、高瀬信忠、梅下浩樹: 融雪流出に関する実験的研究、第28回水理講演会論文集、pp.429-434, 1984.

7) 高瀬信忠、宇治橋康行: 融雪流出に関する実験的研究(その2)、第29回水理講演会論文集、pp.137-142, 1985.

8) Yasuyuki, Ujihashi and N. Takase: Continuous Observation of Bottom-melt and Percolated Meltwater During the Winter, EOS, Vol.71, No.28 pp.879, July 10, 1990.

9) 矢部勝彦: 土壌水分の測定法、土壌の物理性、Vol.41, pp.90-94, 1980.

10) 中川慎二、向井雅之、古藤田一雄: 誘電式水分計のキャリブレーション、筑波大学水理実験センター報告、第8号、pp.75-81, 1984.

11) 高橋博、中村勉 編著: 雪氷防災 - 明るい雪国をつくるために -、白亜書房、pp.102-103, 1986.

12) 建設省河川局編: 河川流量年表、日本河川協会.

第3章 表面融雪量の算定

3.1 緒 言

第2章において、積雪下面における融雪量の測定結果および地中伝導熱による積雪下面での融雪量の計算結果とについて述べ、北陸地方においては、地表面融雪量が0.84～1.5mm/日前後の値であり、全融雪量の約11%に相当することを指摘した。しかし、第2章においても述べたように、融雪の大部分は積雪表層付近で生じる表面融雪であり、融雪洪水の予測、水資源の管理・有効利用の観点から、また、次章で述べる全積雪期間中の積雪水量および融雪量算定のためには表面融雪量の算定が重要である。

表面融雪は、積雪表面に与えられる熱エネルギーにより積雪表層付近で生じるが、融雪の生じる深さは通常、積雪表面から20cm前後を考えれば十分である¹⁾。融雪量は積雪表層の熱収支によって決まり、この熱収支に最も大きく関与するものは、一般に、雪による短波長放射および長波長放射の吸収であり、顕熱伝達、潜熱伝達がこれに次ぐと言われている。したがって、この熱収支の各項を直接あるいは間接に測定出来れば融雪量を算定することが可能であり、Wilson²⁾、Light³⁾の研究を始めこれまでに多くの研究がある^{4), 5), 6)}。

一方、これら熱収支の各項の測定には種々の観測測器を必要とし、通常の観測ではこれらの測定は行われておらず、そのデータの入手は容易でないため、実用的にはデグリーアワーファクター法などの気温因子のみを用いた経験的な方法が提案され実用に供されて来た⁷⁾⁻¹⁰⁾。このような経験式は、その簡便性が大きな利点である反面、使用する場所や季節により式が異なるという欠点が指摘されている。同じ積雪地域であっても、北海道と北陸では気象条件に大きな差があるため、降積雪および融雪特性にも差があるのは当然であるとも言える。したがって、これらの経験式による方法は、わが国の積雪地域をその気象条件により分類し、各地域ごとに経験式のパラメータを総合化する方向でこれらの経験式を利用して行くことが必要であろう。ここでは、金沢での観測結果に基づいて、単純な気温因子およびアメダス等のルーチン化された気象因子を用いた熱収支法による北陸地方の融雪特性とその算定法について述べる。

3.2 観 測 方 法

表面融雪量、浸透融雪量および気温の観測は、地表面融雪量の観測と同様、石川県金沢市にある金沢大学工学部構内の実験斜面およびその近傍の運動場の水平積雪を用いて行なった。観測期間は、1982年～83年冬期から1985年～86年冬期までの4年間である。

表面融雪量の測定には、積雪面の沈下量から求める方法あるいは断面観測による方法などがあるが、ここでは大浦ら¹¹⁾が用いたのと同様の質量法を用いた。すなわち、図3.1に示す直径15cm、深さ5cmの2つの円筒形容器を用いて融雪水量を測定したが、一方の容器には融雪水が流出するように底に金網を張り、他の容器には底をつけ融雪水が流出しないようにした。この2つの容器に積雪表層の雪をできるだけ乱さないように採取して入れ、図3.2に示すように、周囲の積雪面と同じ高さになるように雪の中に埋め、一時間ごとに2つの容器の質量を測定し、2つの容器の質量差により融雪量を測定した。融雪期の金沢の日の出の時刻は午前6時から6時半ぐらいであるが、3月中旬の融雪末期を除けば、夜間の冷却による積雪表面のクラスト化のため、日射の吸収と気温の増加による

クラストの融解後でなければ表面の

積雪を採取することはできない。したがって、測定は降雨および降雪の無い日に午前9時から午後6時まで行った。したがって、ここで測定した表面融雪量は厳密に言えば昼間の表面融雪量であるが、夜間の融雪が生じていない日がほとんどであるので以下では午前9時から午後6時までの表面融雪量を日融雪量と呼ぶ。

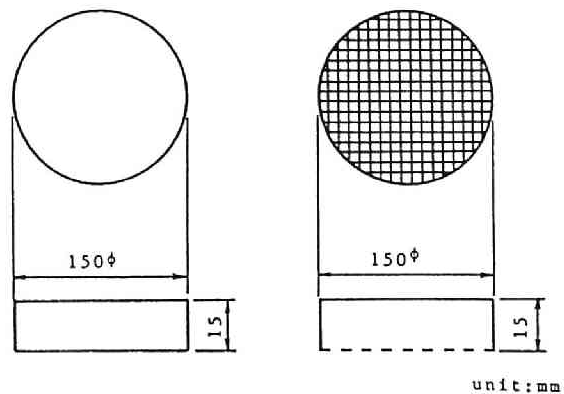


図 3.1 表面融雪測定容器

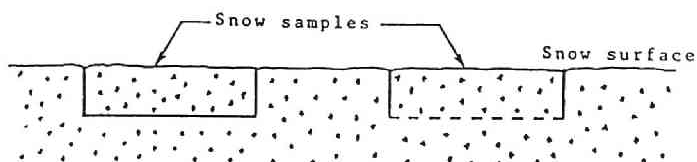


図 3.2 表面融雪測定容器の埋設状況

浸透融雪量および気温の測定法は第2章で述べたとおりである。熱収支の各項の算定に必要な気象因子のデータの中で、ここで観測していないものは金沢地方気象台および輪島測候所での観測値を用いた。

3.3 積雪表面の熱収支

積雪層での熱収支を模式的に示すと図3.3のようであり、熱収支式は

$$Q_n = (1 - \alpha) I + Q_i + Q_h + Q_o + Q_e + Q_t + Q_r + Q_g \quad (3.1)$$

と表される。ここに、 Q_n は融雪熱量、 I は水平面日射量、 α は雪面のアルベド、 Q_i は長波長収支量、 Q_h は顕熱伝達量、 Q_o は潜熱伝達量、 Q_e は雪中伝導熱量、 Q_t は雪温上昇に使われる熱量、 Q_r は降雨による伝導熱量、 Q_g は地中伝導熱量である。熱収支の各項は、積雪層に与えられる場合を正、積雪から奪われる場合を負とする。したがって、 Q_n が負の場合には、 Q_n は融雪ではなく積雪内の水の凍結あるいは雪温の低下に使われることを意味する。

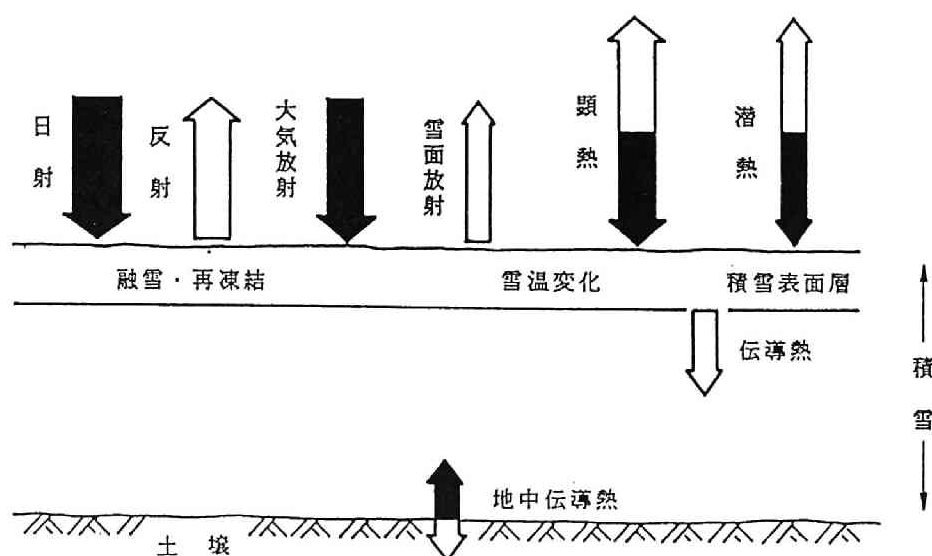


図 3.3 積雪層内での熱収支の模式図

融雪の最盛期で積雪の全層の温度が 0°C となっている場合には、 $Q_e = Q_t = 0$ であるので、降雨が無ければ表面融雪に使われる熱量は

$$Q_n = (1 - \alpha) I + Q_1 + Q_h + Q_e \quad (3.2)$$

となる。表面融雪量は Q_n を氷の融解線熱 79.6 cal/g で割ることによって得られる。

式(3.2)の各項は、顕熱伝達量 Q_h を除いて直接測定可能である¹²⁾が、その測定には種々の測器と多大の労力を必要とし、手軽にどこでも行えるというものではない。したがって、熱収支の各項を入手の容易な気象データから算定できることが望ましい。以下に気象因子から熱収支の各項を算定する方法について述べる。

3.3.1 水平面日射量の算定

地球上のほとんどのエネルギーの源は、太陽からの放射エネルギーである。図3.4に太陽放射のスペクトルを示すが、図から太陽放射のエネルギーは波長 $0 \sim 4\mu\text{m}$ の範囲に分布し、そのピークは $0.4\mu\text{m}$ 付近にあることが分かる。太陽放射のエネルギーの分布する波長の範囲は、 $4\mu\text{m} \sim 100\mu\text{m}$ の波長範囲にエネルギーが分布する地球放射に比べて波長が短いため、太陽放射は短波長放射あるいは日射とも呼ばれる。

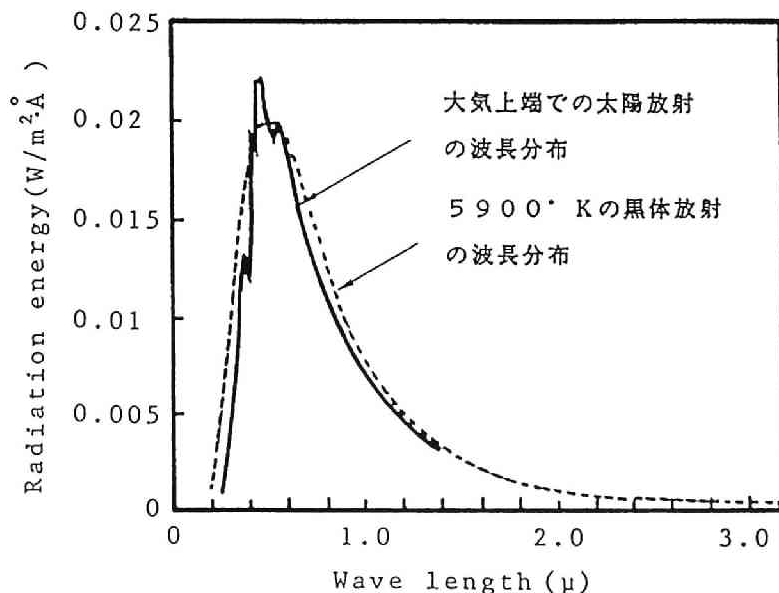


図 3.4 太陽放射のスペクトル

地球と太陽が平均距離にあるとき、地球大気の上端において、太陽光線に垂直な単位面積が単位時間に受ける太陽光のエネルギーは太陽常数と呼ばれ、通常 I_0 で表される。最近の人工衛星等の観測により、 $I_0 = 1360 \pm 7 \text{ W/m}^2 = 1.96 \sim 1.971 \text{ y/min}$ の間にあることが知られている。

水平な単位面積に入射するエネルギーを水平面日射量といい、 I^* と表すと

$$I^* = I_0 \cos \theta \quad (3.3)$$

である。ここに、 θ は天頂と太陽のなす角度であり

$$\cos \theta = \sin \phi \sin \delta + \cos \phi \cos \delta \cos h \quad (3.4)$$

である。ここに、 ϕ は緯度、 δ は太陽の赤緯、 h は南中時からの時角である。

任意の地点の任意の時刻における大気上端での日平均水平面日射量は、式(3.2)を式(3.3)に代入し、半日の時角に対して積分することによって得られ

$$I_d = (I_0 / \pi) (d_0 / d)^2 (H \sin \phi \sin \delta + \cos \phi \cos \delta \cos H) \quad (3.5)$$

となる。ここに、 $H = \cos^{-1}(-\tan \phi \tan \delta)$ は半日の長さを表す時角、 d 、 d_0 は太陽地球間の距離とその平均値である。

大気上端に達した日射は、空気分子やその他のエアロゾルによる散乱および酸素分子、オゾンあるいは水蒸気による吸収により、地表面に到達する水平面日射量は I_d よりも減衰したものとなる。散乱や吸収の効果を考慮して地表面日射量を算定する方法も提案されているが、計算がきわめて複雑である。したがって、実用的には日照時間を用いた

$$I / I_d = a + b N / N_0 \quad (3.6)$$

により推定することが多い。ここに、 I は地表面日射量、 N 、 N_0 は日照時間および日照時間である。しかし、この方法では、係数 a 、 b が場所ごとに異なるので、本研究では水平面日射量の推定に、比較的広い範囲に適用が可能であると言われる以下に示す近藤¹³⁾

の実験式を用いることとした。近藤の実験式は、

晴天日（雲量3以下）の場合

$$I/I_0 = A + B \times 10^{-0.13m} \quad (3.7)$$

$$m = 1.4 \sec \theta_0 \quad (3.8)$$

$$A = 1 - B - 0.061 \log_{10} e \quad (3.9)$$

$$B = 0.43 + 0.016 e \quad (3.10)$$

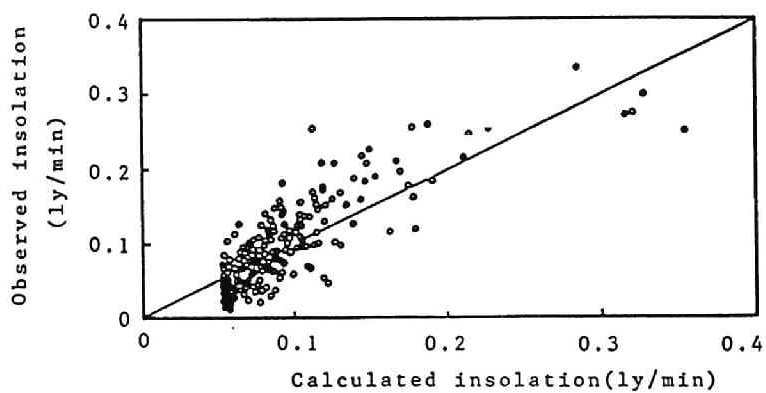
ここに、 e は地表面付近の日平均水蒸気圧、 θ_0 は南中時の太陽天頂距離である。

雲がある日（平均雲量3以上）の場合、

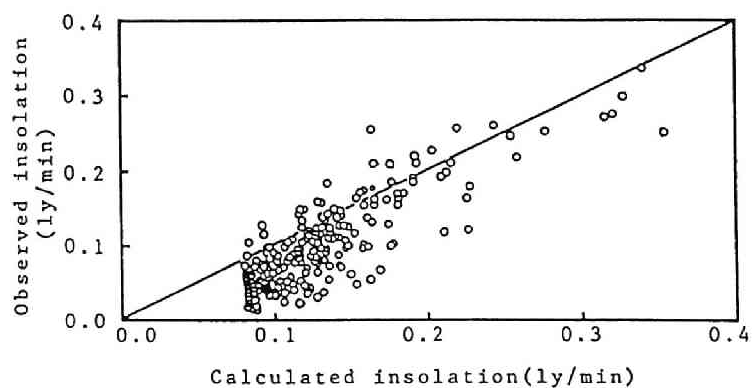
$$I/I_0 = 0.22 + 0.55(t - n) \quad (3.11)$$

ここに、 n ($0 < n < 1$) は雲量、 t は雲の厚さを表すパラメータであり、下層雲が多い日には $t \doteq 1$ 、上層雲が多い日には $t \doteq 1.6$ 、日中連続した降雨日には $t \doteq 0.8$ である。雲の種類が不明の時には $t \doteq 1.2$ を用いる。

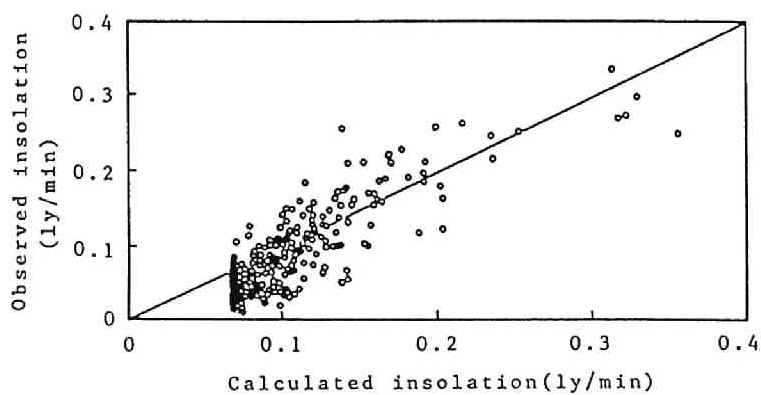
上述の近藤の式は、南極などの比較的アルベドの高い地域を除いてその適用範囲は広いと言われているが、北陸地方の降雪期での適用性は明かではない。そこで、金沢地方気象台輪島測候所での水平面日射量の観測データを用いてその適用性を検討した。図 3.5 に 1983年12月から84年3月、1984年12月から85年3月および1985年12月から86年3月の3年間の輪島での水平面日平均日射量の観測値と近藤の式による計算値の比較を示す。雲の種類に関するデータは十分に得られない場合が多いので、ここでは t の値を一定とし、式中の雲の種類に関するパラメータ t は 1.0、1.1、1.2 の3種類に対して計算を行った。図を見ると $t = 1.2$ の場合、計算値は実測値をかなり下回っており、全体に過小推定の傾向にある。 $t = 1.0$ と $t = 1.1$ の場合では実測値と計算値の適合度にほとんど差はみられないが、 $t = 1.1$ の場合の方がやや推定精度が良い。



(a) $t = 1.0$

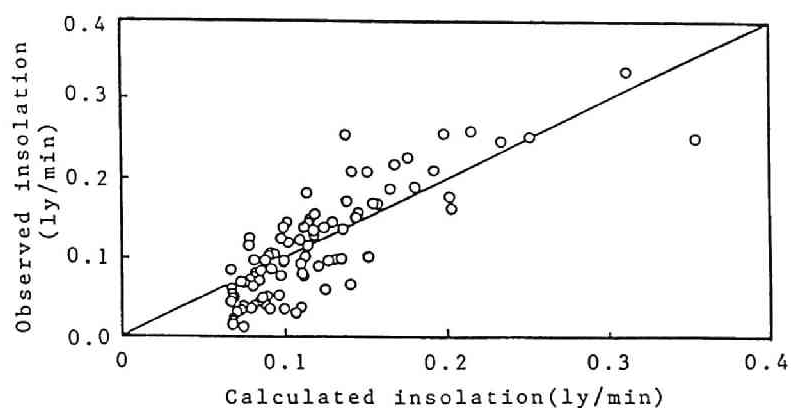


(b) $t = 1.1$

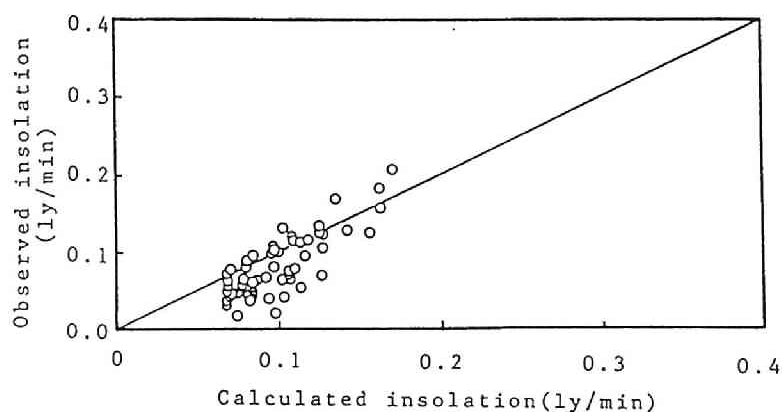


(c) $t = 1.2$

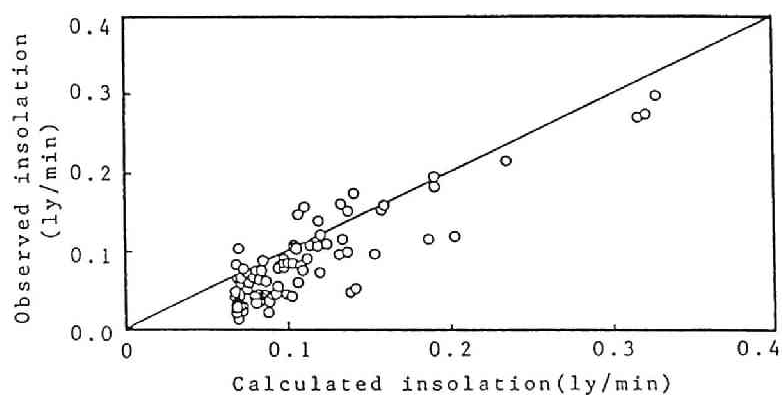
図 3.5 水平面日射量の実測値と観測値の比較



(a) 1983年-1984年



(b) 1984年-1985年



(c) 1985年-1986年

図 3.6 輪島での日射量の実測値と近藤の式による推定値の年毎の比較

推定精度の最も良い $t = 1.1$ の場合の各年毎の実測値と計算値の比較を図 3.6 に示すが、図から年毎の推定精度の差はなく、実測値と計算値は良く一致しており、近藤の実験式が北陸地方の積雪期の日射量の推定に十分使用出来るものであることを示している。雪の種類に関するパラメータを冬期を通じて一定の値とし、 $t = 1.1$ とした場合に最も良い適合度を得られた理由は、北陸地方は冬期には雪底高度の低い、厚い雪雲に覆われる曇天日が多いためであると思われる。

実際に雪面に吸収される日射量を算定するためには雪面のアルベドを知らなければならない。雪面のアルベドは全天日射計 1 対を上向きと下向きに取り付けたアルベドメータ等により測定することが可能であるが、これも通常の観測では行われていない。

雪のアルベドは、雪の粒径と汚れなどに関係し、近藤ら¹⁴⁾により雪のアルベドのパラメータ化も試みられているが、通常、降雪後の経過日数の関数としてアルベドを推定する経験式が用いられる。ここでも次式の形の経験式¹⁵⁾を用いてアルベドを算定した。

$$\alpha = 0.4 \{ 1 + \exp(-k \cdot t) \} \quad (3.12)$$

ここに、 α は雪面のアルベド、 k は定数 ($1/\text{day}$) であり、 t は降雪後の経過日数 (day) である。ここでは $k = 0.5$ を用いた。

3.3.2 長波長放射収支の算定

地球あるいは大気からの放射エネルギーの波長は、前述のように太陽放射の波長に比べて長いため、長波長放射あるいは赤外放射と呼ばれる。長波長放射収支は、放射収支計を用いれば測定することは可能であるが、ここでは、大気からの下向き放射量 L_d と雪面からの赤外放射量 L_e をそれぞれ算定し、その差として放射収支を求める方法について述べる。雪面からの赤外放射量 L_e は Stefan-Boltzmann の法則により

$$L_e = \epsilon \sigma T_s^4 \quad (3.13)$$

のように表される。ここに、 T_s ($^{\circ}\text{K}$) は雪面温度、 ϵ は雪面の射出率であり、通常 $\epsilon = 0.97 \sim 1.0$ の範囲にあり、近似的に $\epsilon = 1$ と見なしてよく、ここでも $\epsilon = 1$ とした。 σ は Stefan-Boltzmann 常数であり、 $\sigma = 0.813 \times 10^{-10} \text{ cal cm}^{-2} \text{ min}^{-1} \text{ K}^{-4}$ である。

一方、大気からの下向き放射量は、地上から大気上端までの大気の各部分の寄与の総和であり、放射伝達の基礎式から算定可能であるが、その計算過程は複雑であり、第一近似として地表面付近の気温と全有効水蒸気量による実験式¹⁶⁾が作られている。しかし、通常は有効水蒸気量の代わりに、地表面付近の水蒸気圧を用いた実験式が用いられることが多い。この型式の経験式には多くの式が提案されているが、ここではわが国で広く用いられているYamamoto-Brunetの式¹⁷⁾を用いることとした。下向き大気放射量は

$$L_d = \epsilon_a \sigma T_a^4 (0.51 + 0.066\sqrt{e}) \quad (3.14)$$

により求められる。ここに、 ϵ_a は大気の射出率、 T_a (°K)は大気の温度、 e (mb)は水蒸気圧である。したがって、雲の影響も考慮すれば¹⁸⁾長波長収支量は、式(3.13)および式(3.14)から

$$Q_1 = \{ \epsilon_a \sigma T_a^4 - \epsilon_a \sigma T_s^4 (0.51 + 0.066\sqrt{e}) \} (1 - nk) \quad (3.15)$$

により求められる。ここに、 n は雲量($0 < n < 1$)、 k は雲の種類により異なり、下層雲では0.86、中層雲では0.77、上層雲では0.21である。

3.3.3 顕熱伝達量の算定^{1), 19)}

顕熱伝達は乱流によるエネルギー交換過程であり、雪面上2～3mの大気中での乱流交換過程に支配され、

$$\begin{aligned} Q_h &= C_p \rho k \frac{dT}{dz} + C_p \rho w T \\ &\approx C_p \rho w T \end{aligned} \quad (3.16)$$

と表される。ここに、 C_p は空気の定圧比熱($=0.24 \text{ cal} \cdot \text{g}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$)、 ρ は空気の

密度 ($= 0.001293 \text{ g} \cdot \text{cm}^{-3}$)、 T は気温 ($^{\circ}\text{C}$)、 z は高さ (m)、 k は分子温度拡散率 ($= \text{m}^2/\text{sec}$)、 w は鉛直風速の平均値からの変動成分、 \bar{T} は気温の平均値からの変動成分である。個々の乱れの渦を追従性の早い測器で計って式 (3.16) に基づいて Q_h を直接決定する方法が渦相関法である。しかし、気温、風速あるいは比湿等の乱れの鉛直成分の測定には特殊な測器を必要とし、研究目的の観測を除けば観測されていない。

乱流輸送量は風速や気温の平均値の鉛直分布とある関係で結ばれるので、平均値の鉛直分布の観測から輸送量を求める傾度法がよく用いられる。すなわち

$$Q_h = C_p \rho (k + K_h) \frac{d\theta}{dz} \quad (3.17)$$

$$\theta = T + \Gamma \quad (3.19)$$

ここに、 K_h は乱流による渦動拡散率、 θ は温位 (K)、 Γ は大気乾燥断熱減率である。式 (3.19) を式 (3.18) に代入すると

$$Q_h = C_p \rho (k + K_h) \left(\frac{dT}{dz} + \Gamma \right) \quad (3.20)$$

が得られる。ここで、 $\Gamma = 0.01^{\circ}\text{C}/\text{m}$ であり、 dT/dz に対して十分小さく、雪面上 4 m 位では誤差のうちと考えられる。また、通常、 $k \ll K_h$ であるので、式 (3.20) は次式のようになる。

$$Q_h = C_p \rho K_h \frac{dT}{dz} \quad (3.21)$$

次に、平均風速の鉛直勾配に基づく風の運動量の下向き平均フラックスを τ とすると

$$\frac{\tau}{\rho} = u \cdot \bar{u} = K_h \frac{du}{dz} \quad (3.22)$$

が成り立つ。ここに、 K_h は運動量の拡散係数、 du/dz は平均風速の鉛直勾配である。
式(3.21)に式(3.22)を代入すると

$$\begin{aligned} Q_h &= C_p \rho \left(\frac{K_h}{K_n} \right) K_n \frac{dT}{dz} \\ &= C_p \rho u_*^2 \left(\frac{K_h}{K_n} \right) \frac{dT}{du} \end{aligned} \quad (3.23)$$

となる。2つの高度 z_1 、 z_2 があまり離れておらず、 z_1 における気温と風速を T_1 、 u_1 、 z_2 での値を T_2 、 u_2 とおき、 $K_h = K_n$ と仮定すれば、

$$Q_h = C_p \rho u_*^2 \frac{T_2 - T_1}{u_2 - u_1} \quad (3.24)$$

が得られる。ここで風速の分布に対数分布則を用いると u_1 、 u_2 はそれぞれ

$$u_1 = \frac{u_*}{\kappa} \ln \frac{z_1}{z_0} \quad u_2 = \frac{u_*}{\kappa} \ln \frac{z_2}{z_0} \quad (3.25)$$

と表される。ここに、 u_* は摩擦速度、 κ はカルマン定数である。式(3.25)から z_0 を消去すれば

$$u_* = \frac{\kappa (u_2 - u_1)}{\ln \frac{z_2}{z_1}} \quad (3.26)$$

が得られる。さらに、式(3.26)を式(3.24)に代入すると、顕熱伝達量は

$$Q_h = C_p \rho \kappa^2 \frac{(u_2 - u_1)(T_2 - T_1)}{(\ln(z_2/z_1))^2} \quad (3.27)$$

のように表される。

式(3.28)において、高度の一つを雪面、すなわち $z_1 = 0$ 、 $u_1 = 0$ にとったものがバルク法であり、ここではバルク法により顕熱伝達量を算定した。

すなわち、顕熱伝達量は

$$Q_h = C_h U C_p \rho (T_a - T_s) \quad (3.28)$$

で与えられる。ここに、 C_h は顕熱輸送のバルク係数、 U は風速である。Kondo²⁰⁾は平らな雪面上では、 $C_h = 0.002$ であることを示しており、ここでもこの値を用いた。

3.3.4 潜熱伝達量の算定^{1), 19)}

潜熱伝達も前項で述べた顕熱伝達同様、大気中での乱流交換過程に支配される。大気中の水蒸気の下向き輸送フラックスは式(3.21)に対応して

$$E = \rho (\delta + K_e) \frac{d\sigma}{dz} \quad (3.29)$$

と表される。ここに、 E は水蒸気の下向きフラックス、 δ は静止空気中の水蒸気の分子拡散率、 K_e は水蒸気の渦動拡散率、 ρ は比湿である。式(3.29)において $K_e = K_n$ 、 δ を K_e と仮定し、式(3.27)に対応する形で水蒸気フラックスを書けば

$$E = \rho \kappa^2 \frac{(\sigma_2 - \sigma_1)(u_2 - u_1)}{(\ln(z_2/z_1))^2} \quad (3.30)$$

と表される。さらに、比湿と水蒸気圧の関係を用いて書き直せば、潜熱フラックスは

$$E = \rho \kappa^2 \frac{0.623}{P} \frac{(e_2 - e_1)(u_2 - u_1)}{(\ln(z_2/z_1))^2} \quad (3.31)$$

と表される。ここに、 e_1 、 e_2 はそれぞれ高さ z_1 、 z_2 での水蒸気圧(m b)、 P は大気圧(m b)である。上式が傾度法による潜熱伝達量の表示式である。本研究では顕熱伝達

の場合と同様、潜熱伝達量の算定にバルク法を用いた。すなわち、バルク法を用いれば潜熱伝達量は

$$Q_e = 1 C_e U (e_s - e) \quad (3.17)$$

と表される。1は蒸発の潜熱、 e 、 e_s はそれぞれ大気および雪面での水蒸気量、 C_e は潜熱輸送のバルク係数であり、Kondo²⁰⁾によれば平らな雪面上で $C_e = 0.0021$ である。

3.3.5 降雨からの伝達熱量の算定

融雪期に降雨があれば降雨からの伝達熱によっても融雪が生じる。降雨による伝達熱量は

$$Q_r = P \overline{T}_r / 10 \quad (3.18)$$

により求められる。ここに、 P (mm)は降雨量、 \overline{T}_r (°C)は降雨の温度であり、通常地上における湿球温度に等しいとされる。

3.4 測定結果

3.4.1 単純な気象因子と日表面融雪量との関係

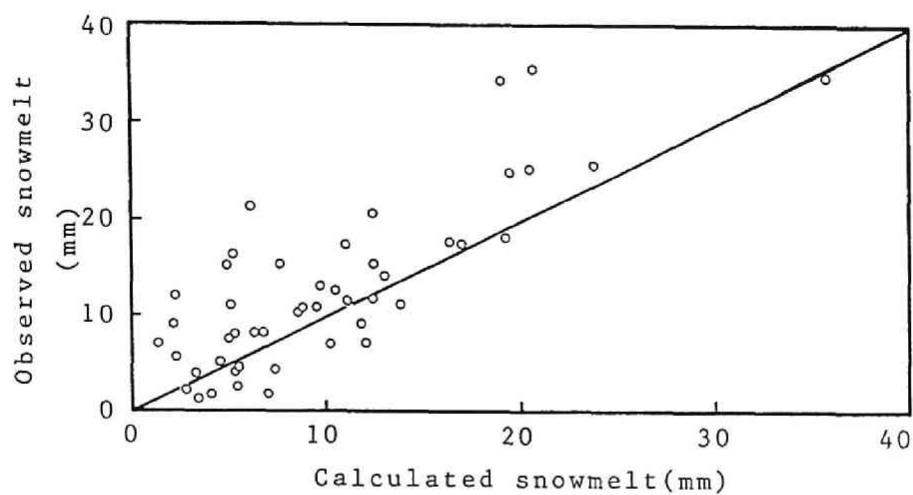
日表面融雪量の観測データの得られた日数は、1983年11日、1984年21日、1986年28日の合計60日である。これら60個の表面融雪量のデータとの相関を調べた気象因子は、1) 日平均気温 T_{mean} 、2) 日最高気温 T_{max} 、3) 6時から18時の平均気温 T_{6-18} 、4) 0時から24時の正の積算気温 ΣT_{0-24} および5) 6時から18時の正の積算気温 ΣT_{6-18} の5つの気温因子である。表面融雪と5つの気温因子との相関を図3.7から図3.11に示す。まず日平均気温との相関を見ると、相関係数は $r = 0.81$ であり、5つの気温因子の中では日最高気温に次いで相関が低い。表面融雪の予測因子として用いることはできよう。また、回帰式の係数から、表面融雪の発生する日平均

指標としては、5つの因子の中では最も有効な因子の一つである。回帰式を見ると、表面融雪の生じる限界の昼間の平均気温は 0.3°C であることが分かる。一日の正の積算気温と表面融雪量は昼間の平均気温と同様相関が最も高く、相関係数 $r = 0.84$ であった。また、いわゆるデグリーアワーファクターに相当する回帰式の係数は 0.139 であり、小島ら²¹⁾が母子里で得た値 0.31 および札幌で得た値 0.24 よりかなり小さい。最後に昼間の積算気温と表面融雪量の関係を見ると昼間の平均気温、一日の正の積算気温とはほぼ同じ相関係数 $r = 0.83$ を示し、予測因子として有効であることが分かる。また、回帰式の係数は 0.24 であり、一日の正の積算気温の場合のほぼ2倍となっている。

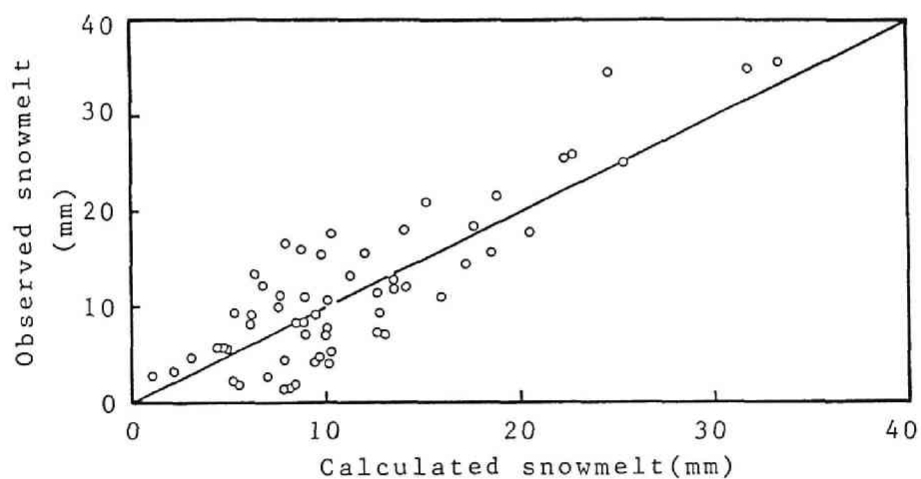
3.4.2 表面融雪量の推定

図3.12は、熱収支式の各項を3.3節で述べた算定式を用いて計算し、式(3.2)の熱収支式から求めた表面融雪量を実測表面融雪量に対してプロットしたものである。図3.12(a)は夜間の積雪層の冷却を考慮した場合の計算値であり、図3.12(b)は夜間の冷却を考慮しない場合の計算値である。日中と夜間とに分けて熱収支を計算した場合、夜間には熱収支が負となり積雪層の冷却あるいは融雪水の再凍結が生じたと考えられるケースがしばしば見られた。しかし、図3.12を見ると、夜間の冷却を考慮しない(a)の場合の計算値の方が実測値と良く合っており、夜間の冷却を考慮した(b)の場合ではやや過小推定となっている。これは3.2の観測方法の所で述べたように、雪の表面がクラスト状になっているときには表面融雪測定用容器への雪資料の採取が出来ないため、観測は雪が暖められ資料の採取が可能となってから行っているため、観測時には夜間の冷却の影響がほとんど無くなっていたためであると考えられる。図3.13に各年毎の表面融雪量の算定結果と実測値の比較を夜間冷却を考慮しない場合について示すが、図から各年毎の算定結果に差が無いことが分かる。

表面融雪の計算に用いた熱収支式の各項の算定結果は、観測値が無いため日射量を除いてその妥当性は直接検証は出来ないが、図で計算値と実測値が良く合っていることから、長波長収支、顕熱伝達量および潜熱伝達量の算定もほぼ妥当であったと考えてよい。表3.1に1986年1月5日から3月13日までの約1週間毎の融雪熱量に占める放射収支、顕熱および潜熱の割合を示す。表から、金沢においては、融雪最盛期の約2週間を除いて主要な融雪熱は顕熱伝達によるものであり、放射収支がこれに次ぎ潜熱は融雪末期の数日を除いてほとんどの場合で負であり、雪面から蒸発により熱が奪われることが多いことを示している。また、融雪最盛期に至るまではほとんどの融雪熱が顕熱であることが分か

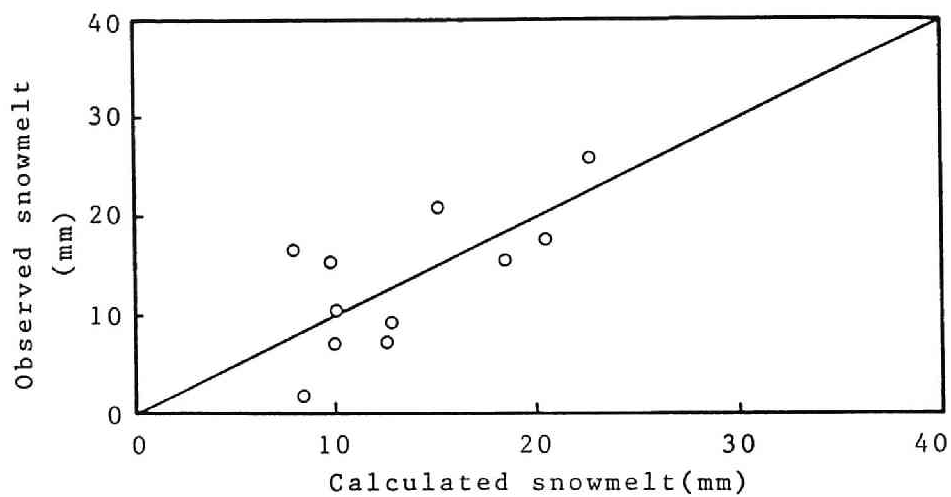


(a) 夜間冷却を考慮した場合

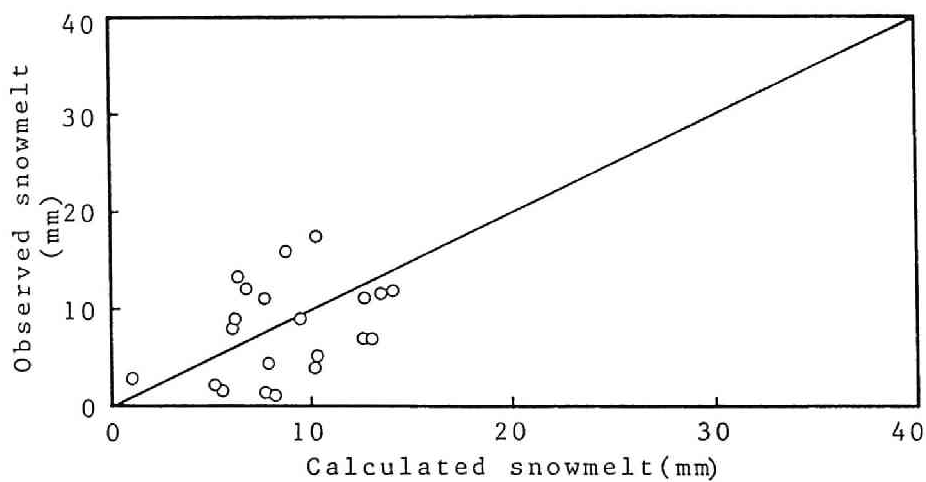


(b) 夜間冷却を考慮しない場合

図 3.12 表面融雪量の実測値と計算値の比較 (3年間)

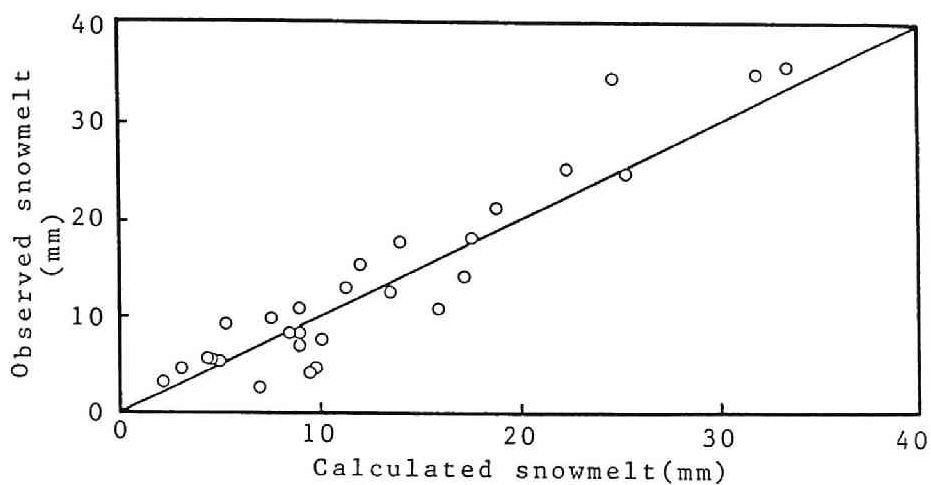


(a) 1982年-1983年



(b) 1983年-1984年

図3.13 各年毎の表面融雪量の計算値と実測値の比較
(夜間冷却を考慮しない場合)



(c) 1985年-1986年

図3.13 (続き)

表 3.1 積雪表面の時期別熱収支

Duration		Net Radiation	Sensible Heat	Latent Heat
from	through	Flux(ly/min)	Flux(ly/min)	Flux(ly/min)
Jan., 5	Jan.,11	-12.9	158.2	-183.4
Jan.,12	Jan.,18	-58.1	175.6	-83.1
Jan.,19	Jan.,25	-3.3	88.4	-105.1
Jan.,26	Feb., 1	-85.5	123.8	-63.8
Feb., 2	Feb., 8	-104.8	114.5	-153.3
Feb., 9	Feb.,15	23.8	168.7	-107.1
Feb.,16	Feb.,22	-79.3	167.1	-95.5
Feb.,23	Mar., 2	-14.6	138.1	-15.8
Mar., 3	Mar., 8	144.6	346.9	-94.2
Mar., 9	Mar.,13	574.9	533.9	33.9

る。これは、前に日射量の算定の所でも述べたように、北陸地方は冬期には曇天が多いことあるいは晴天日であっても融雪期に入るまでは降雪が度々あり雪のアルベドが高いため日射が少ないためであると思われる。しかし、3月9日から13日の5日間に見られるように、融雪最盛期に晴天であれば日射の占める割合は増加する。

3.5 結 語

本章で得られた結論を要約すれば次のとおりである。

- 1) 日表面融雪と気温因子との相関は、一日の正の積算気温、昼間の正の積算気温の相関が最も高く、次いで昼間の正の積算気温、日平均気温、日最高気温の順であり、融雪量の予測因子としては日最高気温を除く4つの因子は十分使用しうる。
- 2) 融雪の生じる限界の日最高気温は降雨と降雪の限界気温にほぼ等しい 2.2°C である。
- 3) デグリーアワーファクターに相当する一日の正の積算気温と融雪量との回帰式の係数は、 0.139 であり、北海道での観測値より小さい。
- 4) 表面融雪が生じるための限界の昼間の平均気温は 0.3°C である。
- 5) 輪島での実測値との比較の結果、近藤の実験式は北陸地方の積雪期においても十分な精度で水平面日射量を推定出来ることが分かった。この場合雲の種類に関するパラメータ t は $t = 1.1$ とすればよい。
- 6) 日射量の推定に近藤の実験式、長波長収支の算定に Yamanoto-Brunet の式、顕熱および潜熱伝達量の算定にバルク法を用いた熱収支法による表面融雪の計算値は、実測値と良く一致した。
- 7) 積雪期間全体を通じて雪面に与えられる主要な熱は顕熱であった。これは北陸地方の冬期は曇天日が多いためである。融雪期に入ると放射収支の占める割合が増加し、融雪最盛期では顕熱とほぼ同程度となる。潜熱は融雪末期の数日を除いてほとんど負であった。

参 考 文 献

- 1) 小島賢治 : 融雪機構と熱収支, 気象研究ノート, Vol. 136, pp. 1-38, 1979.
- 2) Wilson, W. T. : An outline of the thermodynamics of snow-melt, Transactions, American Geophysical Union, Vol. 22, pp. 182-195, 1941.
- 3) Light, P. : Analysis of high rates of snow-modeling, Transactions, American Geophysical Union, Vol. 22, pp. 195-205, 1941.
- 4) Male, D. H. and D. M. Gray : Snowcover ablation and runoff, Handbook of Snow edited by D. M. Gray and D. H. Male, pp. 360-397, Pergamon Press, 1981.
- 5) 近藤純正、山崎剛 : 熱収支法による融雪量の予測、雪氷、Vol. 49, No. 4, pp. 181-191, 1987.
- 6) 前出の1)
- 7) Linsley, R. K., Kohler, M. A. and Paulhus, J. L. H. : Applied Hydrology, First Edition, McGraw-Hill, pp. 126-143, 1949.
- 8) 境隆雄 : 河川の融雪流出に関する研究, 土木学会論文集, 第95号, pp. 9-19, 1963.
- 9) Martinec, J. : Snow-melt-runoff model for stream flow forecasts, Nordic Hydrology, Vol. 6, pp. 145-154, 1975.
- 10) 加藤徹、佐藤晃三 : 融雪流出解析における積雪融雪計算について, 農業土木学会論文集, Vol. 115, pp. 9-15, 1985.
- 11) 大浦浩文、小島賢治他 : 幾虎(金山ダム)流域における融雪の研究 II, 低温科学、物理編、27、pp. 143-162, 1962.
- 12) 前出の1)
- 13) 竹内清秀、近藤純正 著 : 大気科学講座 1, 地表に近い大気, 東京大学出版会, 1981.
- 14) 近藤純正、沼田洋一、山崎剛 : 積雪面アルベードのパラメータ化、雪氷、vol. 50、, No. 4, pp. 216-224, 1988.
- 15) D. H. Male and D. M. Gray (edited) : Handbook of Snow, Pergamon Press, 1981.
- 16) 前出の13)

17) 前出の13)

18) 前出の1)

19) 前出の13)

20) Junsei Kondo and Hiromi Yamazawa : Bulk Transfer Toefficient Over a Snow Surface , Boundary Layer Meteorology, Vol. 34, p p. 123-135 , 1986.

21) 小島賢治、本山秀明、山田芳則 : 気温等単純な気象要素による融雪予測について, 低温科学, 物理編, 42, p p. 101-110, 1983.

第4章 日単位の融雪量、積雪水量および

積雪深の経時変化パターンの推定

4.1 緒言

第2編第2章において金沢での観測および積雪下面での熱収支に基づいて冬期の積雪下面での融雪量の実態を明らかにした。また、第3章においては単純な気象因子のみによる表面融雪量の予測および比較的容易に入手可能な簡単な気象因子を用いた熱収支法により表面融雪の予測が可能であることを示した。しかしながら、水資源賦存量としての積雪水量あるいは融雪量の算定および融雪水のより高度な利用・管理を行って行くためには表面融雪量あるいは積雪下面での融雪量を予測あるいは算定するだけでなく積雪水量、浸透融雪量および積雪深の経時変化パターンを算定あるいは予測することが必要となる。

積雪深、積雪水量あるいは浸透融雪量は、それぞれ単独に求め得るものではなく降雪、積雪、積雪の圧密・変態、融雪および浸透という一連の物理過程を考慮することにより始めて求め得るものである。本山¹⁾は小島^{2),3),4)}の積雪層の粘性圧縮理論を用い、デグリーデイ法による融雪量算定法とを組み合わせた積雪深変化の算定法を示している。本山のモデルは気温因子のみを用いた簡便な方法であるが、水収支に対する考慮が十分ではなく積雪水量あるいは浸透融雪量を求めることはできない。太田⁵⁾は岩手県の山岳地帯での観測結果に基づいて積雪水量の経時変化の算定モデルを提案している。このモデルでは日平均気温と日降水量のみをデータとし、浸透融雪量を気温データから推定することにより積雪水量を求めており、表面融雪過程や浸透過程は考慮されていない。また、積雪深を求めることはできない。一方、池淵ら^{6),7)}はMITモデルに依拠した形の積雪融雪流出モデルを提案し琵琶湖流域への適用を計っている。彼らのモデルでは降雪過程、融雪過程、積雪の冷却、融雪水の再凍結および融雪水の浸透・保持過程などが考慮されているが、積雪層の圧密過程に対する考慮が十分ではなく、また、全層の密度が一様であるとしている点に問題がある。最近、笹本ら⁸⁾は池淵らのモデルに本山の積雪深算定モデルを組み合わせたモデルを提案している。彼らのモデルは種々の物理過程を組み込んだものであり現実に最も近いものであると言えるが表面融雪量の算定、積雪層が全層0℃になった時点で融雪が生じるとしている点、積雪下面での融雪過程などに改善の余地がある。

ここでは前章までの観測および解析結果結果を基に、さらに、その他の観測結果を用い、降雪—積雪—融雪—流出の一連の過程に含まれる種々の物理過程をできるだけ忠実に取り入れた積雪深、積雪水量、積雪密度および浸透融雪量の経時変化算定モデル^{9)、10)、11)}を示す。

4.2 モデルの基本構成

4.1で述べたように、ここで提示するモデルは降雪から融雪流出に至る一連の物理過程を出来るだけ忠実に取り入れたモデル構成を基本としており、その大略的なフローチャートは図4.1に示すようである。すなわち、モデルは基本的には図に示されるように、降雪過程、積雪層の圧密過程、融雪過程および融雪水の浸透過程の4つのサブモデルから構成されている。以下に各過程のサブモデルについて述べる。

4.2.1 降雪過程

このサブモデルは降水があった場合、これが降雨であるか降雪であるかを判定し、降雪であった場合降雪深、新雪密度、新雪の温度および含水率を与えるモデルである。

降雨か降雪かの判断は降水中の地上気温データによって行なう。図4.2は1982年～83年冬期から1985年～86年冬期の4年間に金沢で行った観測結果から得られた気温と降雪確率の関係を示したものである。図より気温が 1.2°C 以下では降水は100%降雪であり、気温 2.8°C 以上では100%降雨であり、 2.4°C 付近で降水確率が50%となっていることが分かる。したがって、ここでは降雨と降雪の限界気温を 2.4°C とし、この限界気温以上では降水はすべて降雨、限界気温以下ではすべて降雪とした。この限界気温について太田¹²⁾は岩手での観測結果から 1.5 から 2.0°C であることを報告しており、池淵ら¹³⁾は琵琶湖流域での観測から 2.1°C を報告している。これらの値に比べればここで得られた値はやや高目となっているが著しく異なるものではない。

次に図4.3に金沢での新雪密度と降雪期間中の地上気温の関係を示す。ここで新雪密度は3時間毎の降水量をこの間に観測された降雪深で割って求めたものである。図を見ると新雪密度は気温に関係なくバラついており、気温と新雪密度の間には明確な関係は見られない。したがって、ここでは新雪密度は気温に関係なく一定であるとし、観測値の平均値 0.065 g/cm^3 を用いることとした。したがって、降雪深は降水量を新雪密度で除して得られる。

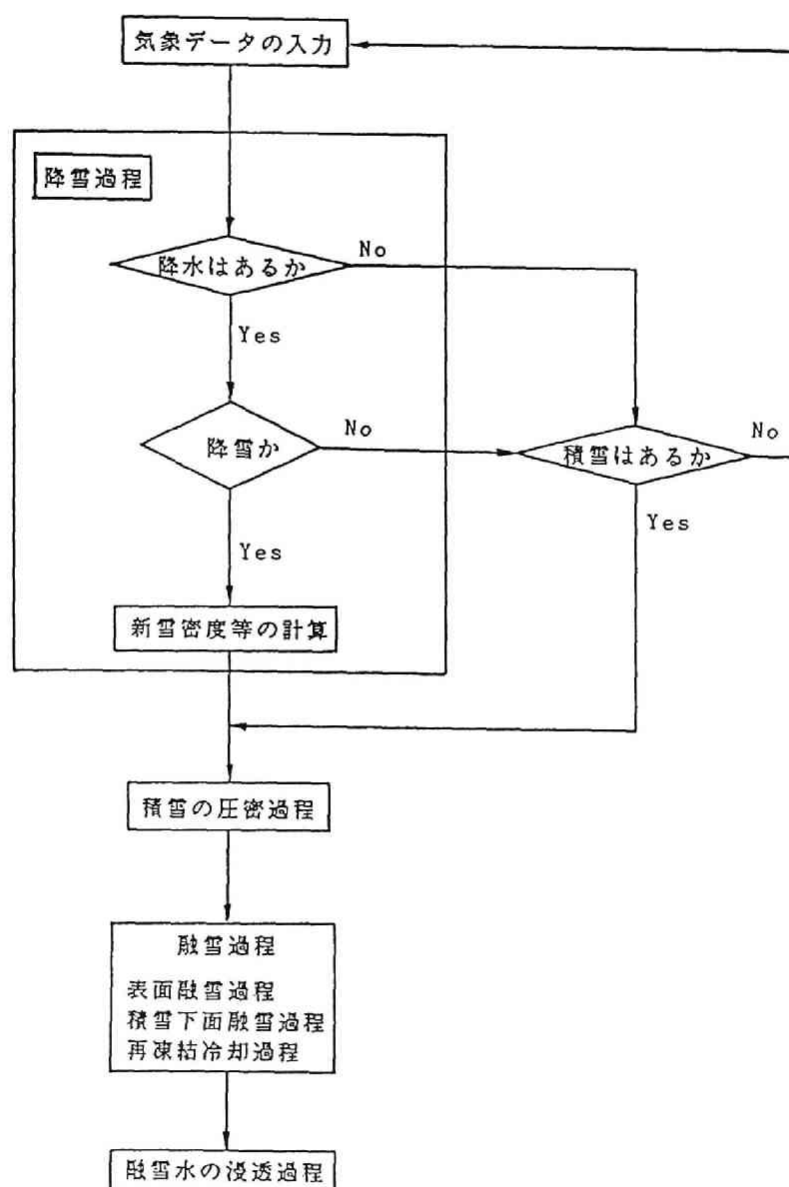


図 4.1 積雪水量、積雪深および融雪量の経時変化
算定モデルのフローチャート

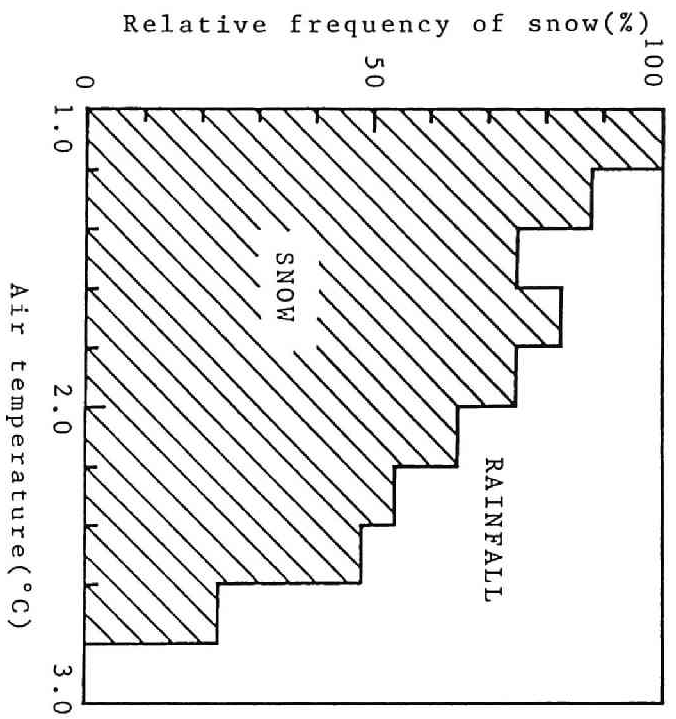


図 4.2 気温と降雪確率の関係

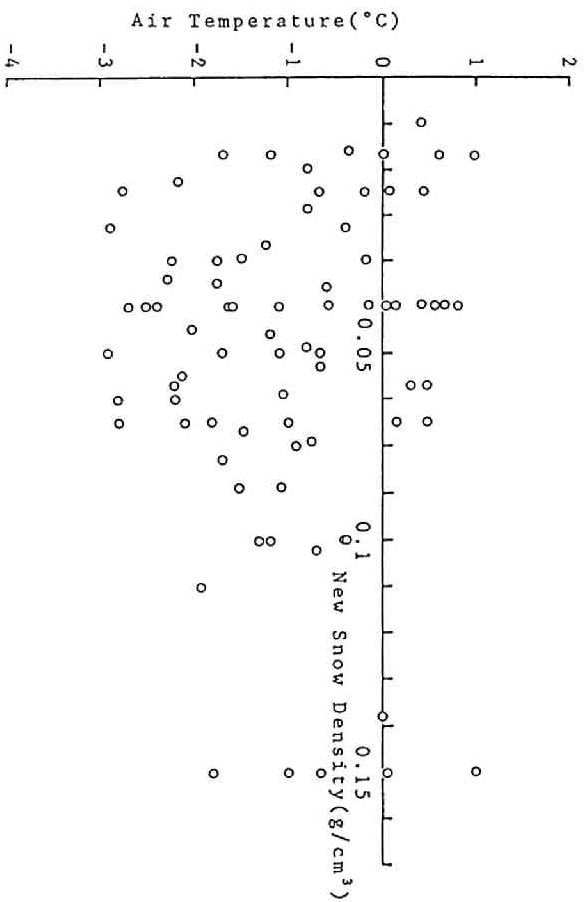


図 4.3 気温と新雪密度の関係

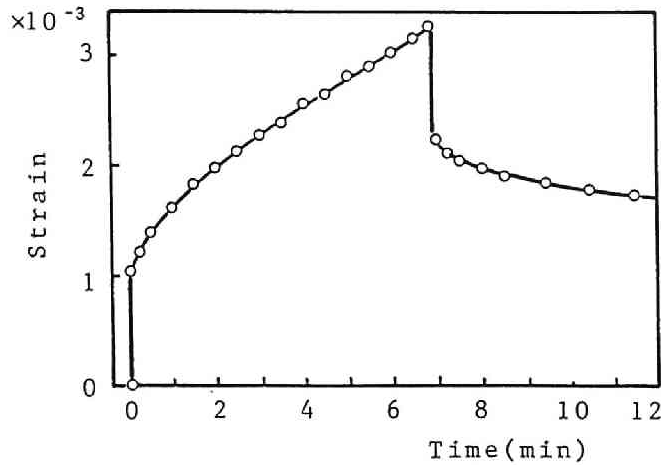


図 4.4 雪の歪時間曲線の一例¹⁷⁾

新雪の温度については、地上気温が0°C以上の時は雪温は0°Cとし、気温が0°C以下の時は雪温は気温に等しいとする。また、新雪の含水率については、雪温が0°C以下の時は0、雪温が0°C以上の時は0.05%ととする。

4.2.2 積雪層の圧密過程

積雪は外力に応じて変形するが、塑性領域での積雪変形の詳細は実験^{14)、15)}により図4.4のようになることが確かめられている。この実験は、均一な積雪の柱に長さ方向に一定の荷重をかけて変形の時間変化を調べたものである。図の歪—時間関係から積雪が粘弾性体であることが分かる。このような粘弾性的応力—歪関係は図4.5に示すBurgerモデルにより定量的に表すことが出来る¹⁶⁾。Burgerモデルは弾性係数 E_1 のスプリングと粘性係数 η_1 のダッシュボットを直列に組み合わせたMaxwellユニットと弾性係数 E_2 のスプリングと粘性係数 η_2 のダッシュボットを並列に組み合わせたVoigtユニットからなる。Burgerモデルによれば、一定荷重 F が時刻0から t 時間作用したとき生じる歪の時間変化 $\varepsilon(t)$ は

$$\varepsilon(t) = \frac{F}{E_1} \left[1 + \frac{E_1}{\eta_1} t + \frac{E_1}{E_2} (1 - \exp(-E_2 t / \eta_2)) \right] \quad (4.1)$$

のように表される。

自然積雪の圧密のようにゆっくりした現象では、応力-歪関係は図4.5のBurgerモデルにおいてVoigtユニットを省略したMaxwellユニットにより表すことが出来る。この場合、歪の時間変化は

$$\epsilon(t) \doteq \frac{F}{\eta_1} t \quad (4.2)$$

となる。

積雪層からの融雪による水の流出がなく積雪層の重量が変化しないような場合、積雪密度、積雪の粘性係数および積雪に掛かる荷重の関係は前述の式(4.2)を用いて

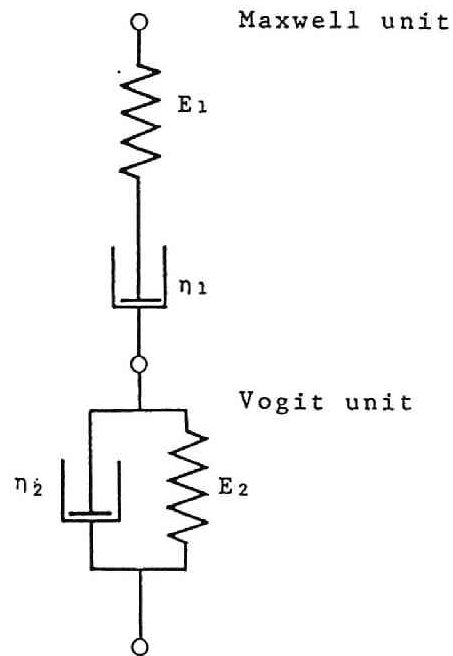


図 4.5 積雪の粘弾性を示す
Burgerモデル

$$\frac{1}{\rho} \frac{d\rho}{dt} = \frac{W}{\eta} \quad (4.3)$$

のように表される。ここに、 ρ は雪の密度、 η は雪の粘性圧縮係数、 W は荷重である。小島¹⁷⁾は札幌の雪に対する実験から η の推定式として

$$\eta = \eta_0 \exp(\alpha \rho) \quad (4.4)$$

を与えている。ここに、 ρ は雪の乾き密度、 η_0 、 α は定数であり札幌の雪に対して、 $\eta_0 = 1.0 \text{ g} \cdot \text{day} \cdot \text{cm}^{-2}$ 、 $\alpha = 21 \text{ g} \cdot \text{cm}^{-3}$ を得ている。ここでは、後の計算例で述べるように実測値と最も適合するように、 $\eta_0 = 1.6 \text{ g} \cdot \text{day} \cdot \text{cm}^{-2}$ を用い、 α は小島が求めたと同じ値を用いた。式(4.4)を式(4.3)に代入し、若干の計算を行えば t 時間後の積雪の密度は

$$\rho = \frac{1}{\alpha} E_1^{-1} \left\{ \frac{1}{\eta_0} \int_0^t F dt + E_1(\alpha \rho_0) \right\} \quad (4.5)$$

により求められる。ここに、 ρ_0 は時刻 $t = 0$ での積雪密度、 $E_i^{-1}(x)$ は指数積分の逆関数である。

上述の理論を用いて実際の積雪深の計算を行うに当たっては以下の仮定を設ける。

- (1) 一計算時間ステップ内の降雪を一つの積雪層と見なす。したがって、連続した降雪であっても一時間ステップを越えるものは別の積雪層と見なす。
- (2) 第 j 層の圧密荷重は j 層より上の全積雪層の積雪荷重と j 層の重量(自重)の半分および計算時間ステップ内の降雪による荷重の和とする。
- (3) 各層の積雪荷重は計算時間ステップ内で一定とする。
- (4) 積雪の乾き密度は0.45以上にはならないとする。
- (5) 計算時間ステップは半日とし、日中と夜間に分けて計算する。

1回の降雪による積雪であっても降雪期間中の気象要素の変化により層構造を持つ積雪となることもしばしば経験されることであり、半日あるいは一日単位の計算では(1)の仮定は無理の無い仮定であると言える。例えば、表面融雪が発生し融雪水が浸透して行くような場合、融雪過程、浸透過程および圧密過程が同時に生じている。このように、図4.1のフローチャートに示した4つの過程の中のいくつかの過程は同時に生起する。したがって、仮定(3)は厳密には正しくないが、融雪による一つあるいは2つの積雪層の融解が圧密に及ぼす影響は小さく許される仮定であろう。仮定の(4)は金沢での密度観測の結果から見て、ほぼ妥当な値であると言えよう。

4.2.3 積雪の融雪・冷却・再凍結過程

第2章および第3章ですでに述べたように、積雪の融解は積雪表面に与えられる熱エネルギーにより主に積雪表層付近で生じ、この他にわずかではあるが積雪期間中積雪下面において地熱による融雪が生じる。また、積雪表層付近の熱収支の結果、融雪が生じる場合もあれば、積雪から熱が奪われ積雪層内の融雪水の再凍結あるいは雪温の低下が生じる場合もある。したがって、本モデルの融雪サブモデルにおいても表面融雪、積雪下面での融雪、融雪水の再凍結および積雪の冷却を考慮する。はじめに熱収支法による融解、再凍結および冷却過程について述べる。

1) 熱収支法による表面融雪量の算定

表面融雪量の算定方法には第3章で述べたように熱収支に基づく方法と気温等の単純な気象因子を用いる経験的な方法の2つがある。熱収支に基づく方法による場合、積雪表面層に外部から与えられる熱エネルギー Q_{no} は

$$Q_{ns} = (1 - \alpha) I + Q_i + Q_h + Q_s + Q_r \quad (4.6)$$

により与えられる。式(4.6)の各項の算定法は第3章で述べた通りである。熱収支の各項は積雪に熱が与えられる場合が正であり積雪から熱が奪われる場合が負である。第1項の短波長収支および第5項の降雨による熱は常に正であるが、他の項は正にも負にもなる。 Q_{ns} が正のとき積雪の状態と与えられた熱エネルギーの大きさにより、i) 積雪層の昇温のみが生じる場合、ii) 積雪層の昇温と融雪が生じる場合、iii) 融雪のみが生じる場合とに分かれる。以下にそれぞれの場合について述べる。

i) 積雪の昇温のみが生じる場合 積雪層の温度が低く、与えられる熱エネルギーが小さい場合であり、積雪層に与えられた熱による積雪層の温度上昇は

$$\Delta T_s = Q_{ns} / C_s \rho_s \Delta H \quad (4.7)$$

により求められる。ここに、 ΔT_s は積雪層の温度上昇量、 C_s は氷の比熱であり、 $C_s = 0.5 \text{ cal/g}$ 、 ρ_s は雪の密度、 ΔH は積雪層の厚さである。積雪層の温度が 0°C 以下の場合、第2章で述べたように厳寒期には積雪表面層付近には温度勾配が存在し積雪表面に与えられた熱の一部は積雪層中に伝導により移動する。ここでは簡単のため、与えられた熱の90%は最上層で使われ、残る10%がその下の積雪層の昇温に使われるとした。

ii) 積雪層の昇温と融雪が生じる場合 雪温が余り低くなく積雪に与えられた熱が大きい場合、与えられた熱エネルギーにより雪温は 0°C まで昇温し、さらに雪温の上昇に使われた後残った熱エネルギーにより融雪が生じる。このとき融雪量は

$$M_s = (Q_{ns} - C_s \rho_s T_s \Delta H) / L \quad (4.8)$$

ここに、 M_s は融雪量、 T_s は雪温、 L は氷の融解潜熱である。

iii) 融雪のみが生じる場合 融雪の最盛期で雪温が全層 0°C のときは与えられた熱エネルギーはすべて融雪に使われる。この場合、積雪内には温度勾配が無いので Q_{ns} はすべて積雪の最上層の融解に使われ、この層をすべて融解させた後、残余のエネルギーがあれ

ばその下層の積雪の融解に使われる。この場合の融雪量は

$$M_s = Q_{ns} / L \quad (4.9)$$

となる。

2) 熱収支法による融雪水の再凍結と積雪層の冷却量の算定

式(4.6)で、求められた Q_{ns} が負の場合、積雪層は熱を奪われ積雪の状態と奪われる熱の大きさにより、i) 積雪層内の融雪水の一部の再凍結、ii) 積雪層内の融雪水の再凍結と雪温の低下、iii) 雪温の低下のいずれかが生じる。以下にそれぞれの場合について述べる。

i) 融雪水の一部の再凍結が生じる場合　積雪が融雪水を保持している場合、奪われる熱が小さければ融雪水の一部の再凍結が生じる。このとき凍結量は

$$F_s = Q_{ns} / L \quad (4.10)$$

ここに、 F_s は再凍結する水の量、 L は水の凝結潜熱である。

ii) 融雪水の再凍結と雪温の低下が生じる場合　奪われる熱が大きく積雪の含水率が小さい場合には、積雪層内の融雪水はすべて凍結し、さらに、雪温の低下が生じる。この場合の雪温の低下量は

$$\Delta T_s = (Q_{ns} - C_w w_s) / L \quad (4.11)$$

ここに、 C_w は水の比熱、 w_s は積雪の含水量である。

iii) 雪温の低下のみが生じる場合　雪温が 0°C より低く積雪の含水量が0のときは積雪の冷却のみが生じる。このとき冷却量は式(4.7)と同様になり

$$\Delta T_s = Q_{ns} / C_s \rho_s \Delta H \quad (4.12)$$

により求められる。積雪の冷却の場合も昇温の場合と同様に90%の熱が最上層から奪わ

れ、残る 10% の熱がその下の層から奪われるとする。

3) 経験的手法による表面融雪過程のモデル化

気温等の単純な小象因子のみから融雪量を算定する経験的な方法にはデグリーデイあるいはデグリーアワーファクター法などがある。また第3章で示したように単純な気温因子のみから融雪量を算定する場合でも幾つかの指標の利用が可能である。ここではモデルの計算時間ステップが半日であることを考慮して日中の表面融雪量の算定には6時から18時までの平均気温を、夜間（正確には日没から日の出まで）の融雪量の算定には18時から翌6時までの平均気温を用いることとした。本モデルで計算時間ステップを半日とした理由は、日射の影響のある昼間と日射の無い夜間では表面融雪量の算定式の係数が異なることが予想されるからである。金沢での観測結果より得られた日中および夜間の融雪量と正の積算気温の回帰式はそれぞれ次式で与えられる。

$$M_{day} = 3.28 \overline{T_{6-18}} - 0.74 \quad (4.13)$$

$$M_{night} = 1.04 \overline{T_{18-6}} - 0.18 \quad (4.14)$$

ここに、 M_{day} は日中の表面融雪量、 M_{night} は夜間の表面融雪量、 $\overline{T_{6-18}}$ は6時から1

8時の平均気温、 $\overline{T_{18-6}}$ は18時から翌6時の平均気温である。融雪時に降雨があれば全融雪量は

$$M_1 = M_{day} + M_{rd} \quad (4.15)$$

$$M_2 = M_{night} + M_{rn} \quad (4.16)$$

となる。ここに、 M_{rd} は日中の降雨による融雪量、 M_{rn} は夜間の降雨による融雪量であり、それぞれ式(3.17)により求められる。

経験的な手法を用いる場合においても融雪あるいは昇温過程が起こるか冷却再凍結過程が起こるかは与えられる熱量と積雪の状態による。この場合では熱量は融雪量に換算され

た形で表されている。すなわち、式(4.15)で求められる M_1 は M_1 mmの融雪量の意味であるが、同時に単位面積当り M_1 mmの融雪水を生じさせるような熱量であることを意味している。したがって、 M_1 あるいは M_2 が負であれば M_1 あるいは M_2 mmの融雪水を生じさせるに必要な熱量が積雪から奪われると考える。式(4.15)あるいは(4.16)で表される融雪量をこれに対応する熱量と考えれば積雪の昇温、融解、冷却および再凍結などは熱収支法と同様に考えることが出来る。以下に式(4.15)あるいは(4.16)により融雪量を算定した後の昇温量、融雪量および積雪の冷却再・凍結量について述べるが、その前に以下の記述において必要となるCold ContentとThermal Qualityの2つの概念について説明する¹⁸⁾。

Cold Content …… Cold Contentは積雪の熱容量を表す指標の一つであり、積雪の内部の空気の熱容量を無視すれば、厚さ Δz 、単位面積当りの積雪の温度を 0°C まで上昇させるために必要な熱量は

$$\Delta H_{cc} = \rho_s C_s T_s \Delta z \quad (4.17)$$

で表される。ここに、 ΔH_{cc} は厚さ Δz の積雪層のCold Content($\text{cal}\cdot\text{cm}^{-2}$)、 ρ_s は雪の密度($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$)、 Δz は積雪層の一層の厚さである。式(4.17)を積雪深 D_S について積分すれば全層のCold Contentは

$$H_{cc} = \int_0^{D_S} \rho_s C_s T_s dz \quad (4.18)$$

となる。

Thermal Quality …… 雪からある量の水を作るために必要な熱量と同じ量の水を 0°C の純氷から解かすために必要な熱量の比として定義される。積雪全層のThermal Qualityは

$$H_d = L \int_0^{D_S} \rho_s dz + H_{cc} \quad (4.19)$$

のように表される。ここに、 H_d は積雪のThermal Quality、 L は氷の融解潜熱、 z は鉛直座標である。

i) $M_i < 0$ 、($i = 1, 2$)、 $T_s < 0$ 、 $H_{cc} > 0$ 、 $W_s = 0$ の場合

この場合には積雪層の冷却が起こる。この場合も熱収支法の場合と同様、 M_i に相当する熱量の90%が最上層で使われ、残り10%が下層の冷却に用いられるとする。積雪の冷却の効果はCold Content の増加で表される。

ii) $M_i < 0$ 、($i = 1, 2$)、 $T_s = 0$ 、 $H_{cc} = 0$ 、 $W_s > 0$ の場合

この場合は積雪層内の融雪水の再凍結と冷却が起こる。 M_i は積雪内の含水量 W_s の一部の凍結に使われ、全ての含水量を凍結させた後に M_i が残っていれば残った熱は積雪の冷却に使われる。

iii) $M_i > 0$ 、($i = 1, 2$)、 $T_s < 0$ 、 $H_{cc} > 0$ 、 $W_s < 0$ の場合

この場合には、 M_i の一部が Cold Content の減少、すなわち積雪の昇温に使われ、 $H_{cc} = 0$ となった時点で M_i に剰余があれば残された熱は融雪に使われる。

iv) $M_i > 0$ 、($i = 1, 2$)、 $T_s = 0$ 、 $H_{cc} = 0$ 、 $W_s > 0$ の場合

この場合には積雪層の温度がすでに 0°C となっているため、与えられた熱量 M_i はすべて融雪に使われる。

4) 積雪下面での融雪過程

第2章で述べたように、冬期には積雪下面において雪は融け続ける。この量は積雪下の土壌の熱伝導率と温度勾配が分かれば算定できるが、通常これらの量は測定されていない。また、第2章で示したように、積雪下面での融雪量は年毎および冬期期間内の変化が小さいので、ここでは4年間の観測と解析結果に基づいて得られた値の平均値を期間中一定として与えることとする。すなわち、積雪下面での融雪量は

$$M_g = 1.26 \text{ (mm/day)} \quad (4.20)$$

によって与えられる。ここに、 M_g は積雪下面での融雪量である。

4.2.4 融雪水の浸透過程

融雪水あるいは降雨の積雪層内への浸透に関しては、土中水に対するDarcy則を不飽和域に拡張したColbeck¹⁹⁾の研究をはじめ多くの研究があり、Wankiewicz²⁰⁾により優れたレビューが行われている。また、わが国でも吉田²¹⁾、若浜^{22)、23)}、藤野^{24)、25)}、小

林²⁶⁾らにより融雪水の積雪内の鉛直移動の機構と移動速度について実験的、理論的研究が行われてきた。しかしながら、浸透水の移動形態、それを支配するパラメータなど融雪水の浸透機構には未だ解明すべき問題も多く、本モデルのように半日単位の解析を行う場合には前述の研究の詳細な理論を適用することは必ずしも適切とは言えない。

ここでは積雪の保水能の概念を用い、積雪が保持し得る最大の保水量を越える水は全て下層に浸透するとした。土の場合と同様に、積雪の保水し得る水の量は粒径および間隙比によって異なる。粒径と間隙比の効果は密度に集約されると考え、ここでは最大保水量を密度の関数とし次のように与えた²⁷⁾。

$$W_{hc} = 0.136 \exp(-3.05 \rho_s) \quad \rho_s \leq 0.4$$

$$W_{hc} = 0.111 \rho_s + 0.131 \quad 0.4 \leq \rho_s \leq 0.55 \quad (4.21)$$

$$W_{hc} = 0.2 \rho_s - 0.04 \quad \rho_s \geq 0.55$$

ここに、 W_{hc} は可能最大保水量、 ρ_s は雪の密度である。

4.3 実データへの適用

前節で述べたモデルを金沢での1984年～85年冬期および1985年～86年冬のデータに対して適用した。モデルによる計算は融雪過程に熱収支法を使用した場合と気温因子のみによる経験法を用いた場合の2つのモデルに対して行なった。計算に用いたモデルパラメータの一覧を表4.1に示す。

1984年～85年冬期の積雪深の計算結果を図4.6に、積雪水量の計算結果を図4.7に、全層平均密度および浸透流出量の計算結果をそれぞれ図4.8、図4.9に示す。図には表面融雪過程に熱収支法を用いた場合と経験法を用いた場合の結果を合わせて示した。図4.6を見ると積雪深の計算値と実測値は良く合っていることが分かる。また、積雪水量、全層平均密度および浸透流出量とも実測値と計算値は良く合っていると言える。熱収支法と経験法による計算結果を比較してみると経験法による計算の方が実測値との適合はやや良いようである。これは経験法が実測の表面融雪量を最もよく近似するように定められたものであるのに対し、熱収支法では金沢での実測値に合わせるのではなくより一般的な使用を考慮して定められたパラメータを使っているためであると思われる。しかし、

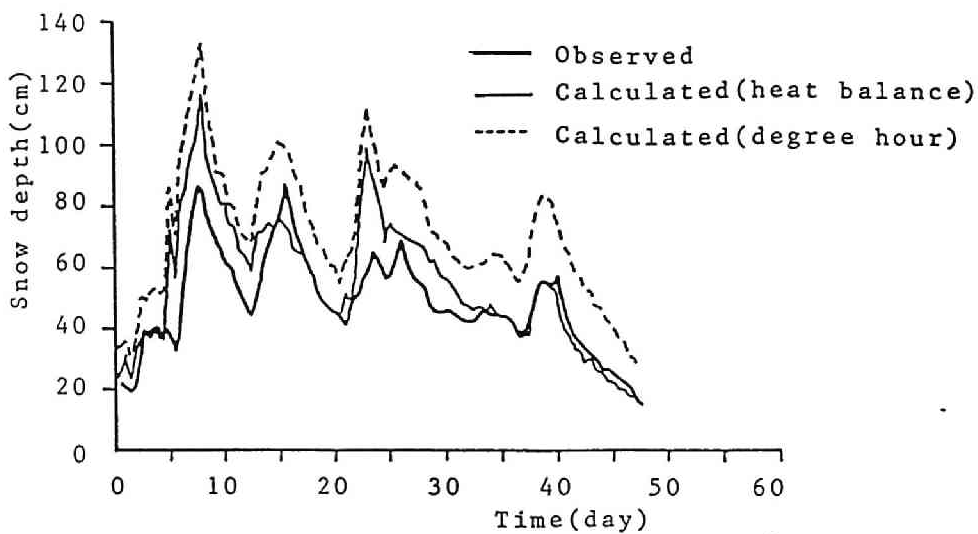


図 4.6 積雪深の計算値と実測値の比較（1984年－1985年）

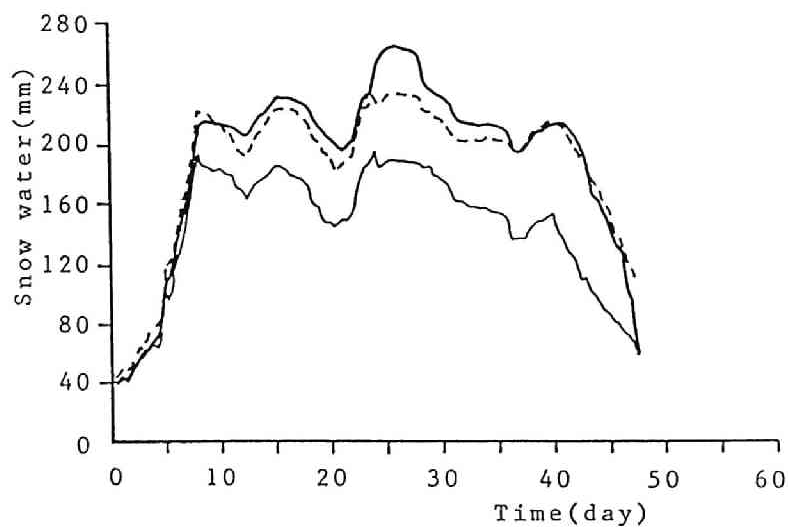


図 4.7 積雪水量の計算値と実測値の比較（1984年－1985年）

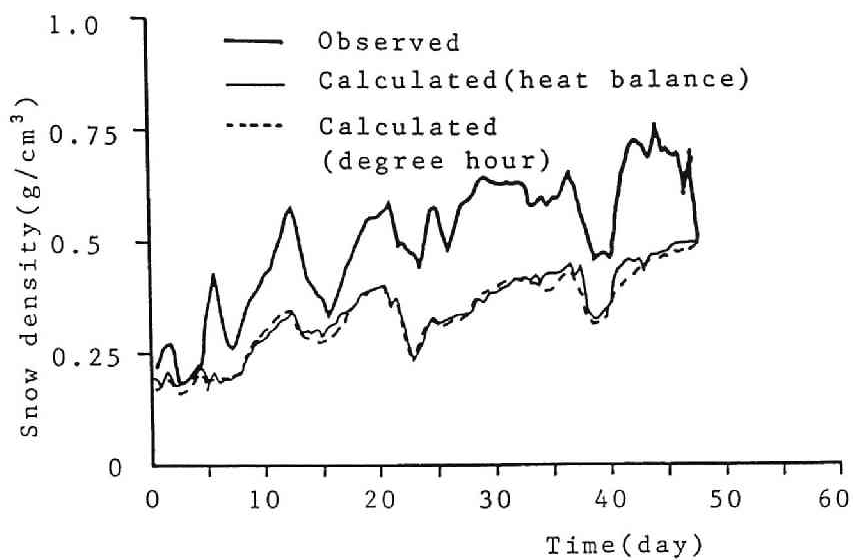


図 4.8 積雪密度の計算値と実測値の比較（1984年－1985年）

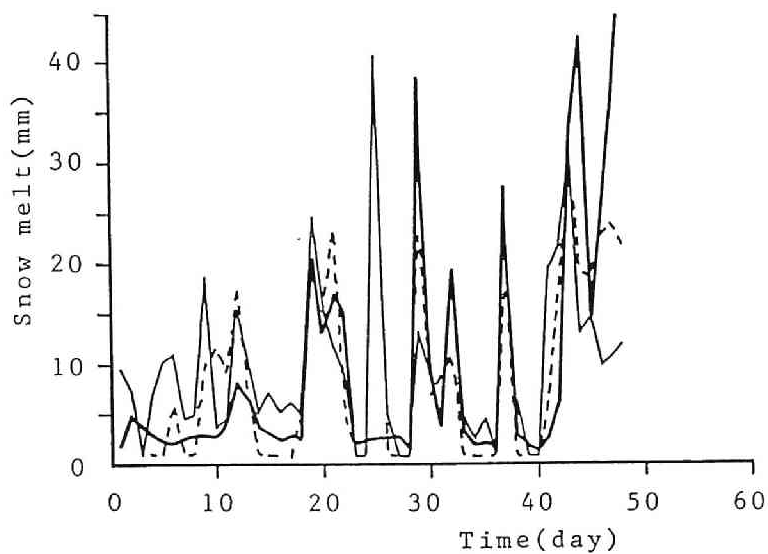


図 4.9 浸透融雪量の計算値と実測値の比較（1984年－1985年）

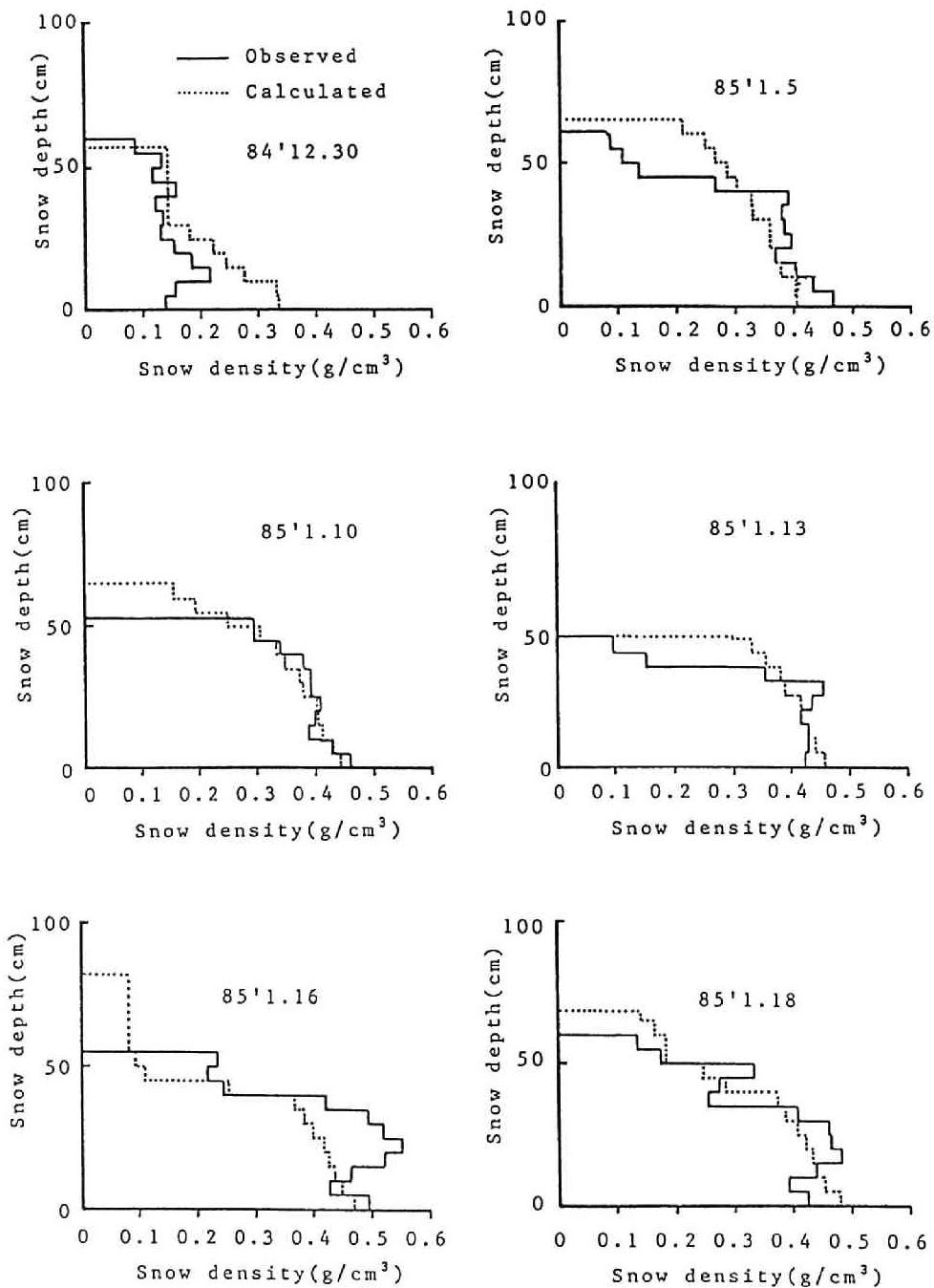


図 4.10 積雪層の密度分布の計算値と実測値の比較

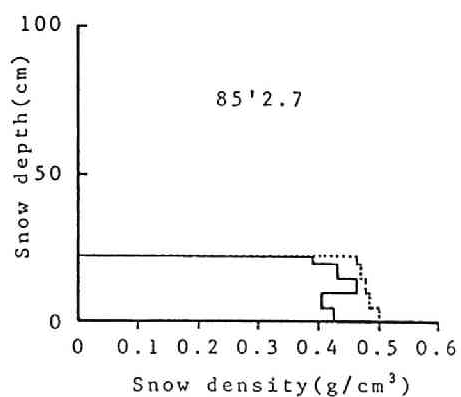
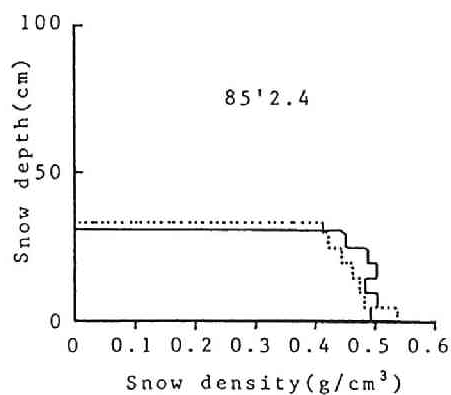
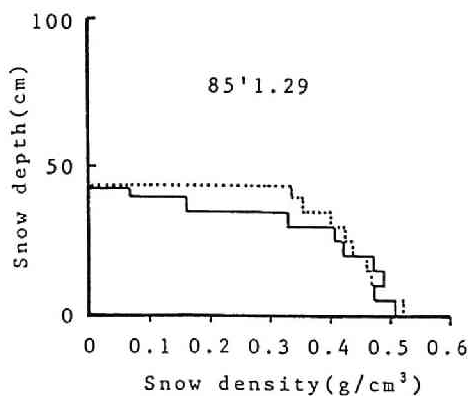
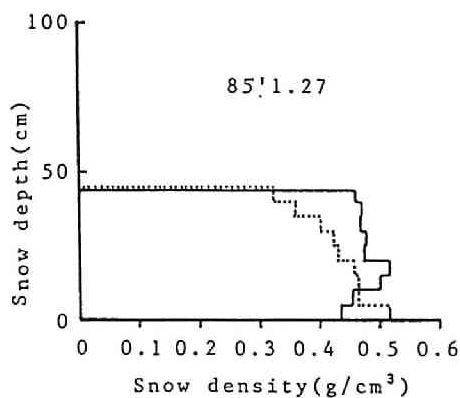
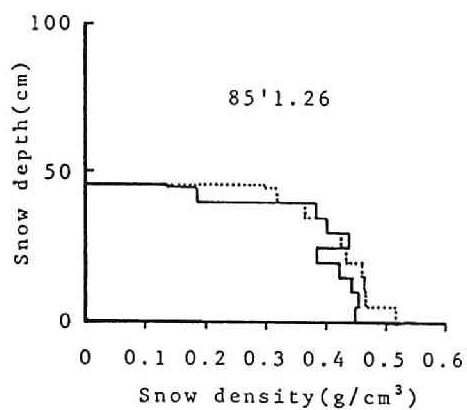
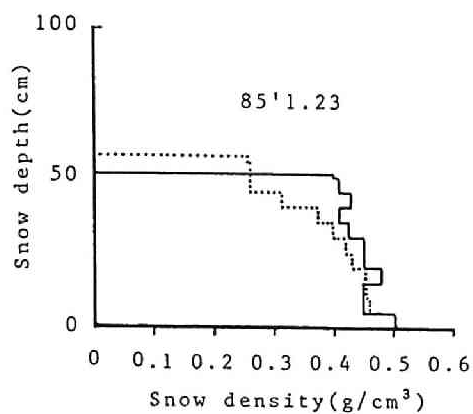


図 4.10 (続 き)

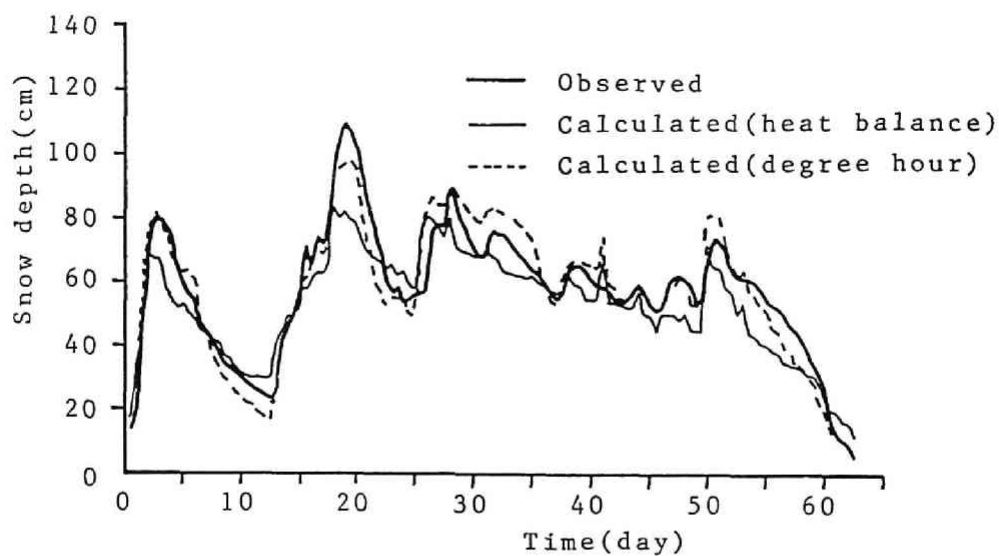


図 4.1.1 積雪深の計算値と実測値の比較 (1986年)

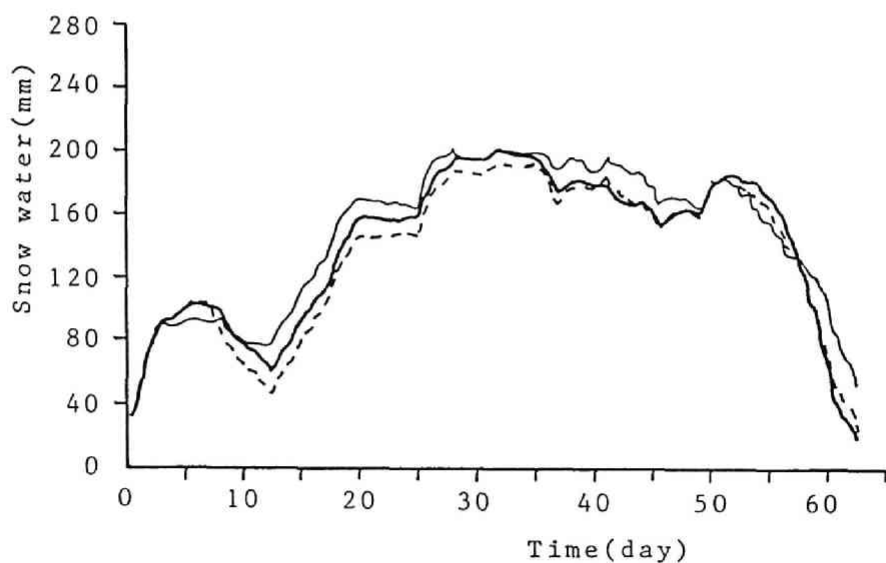


図 4.1.2 積雪水量の計算値と実測値の比較 (1986年)

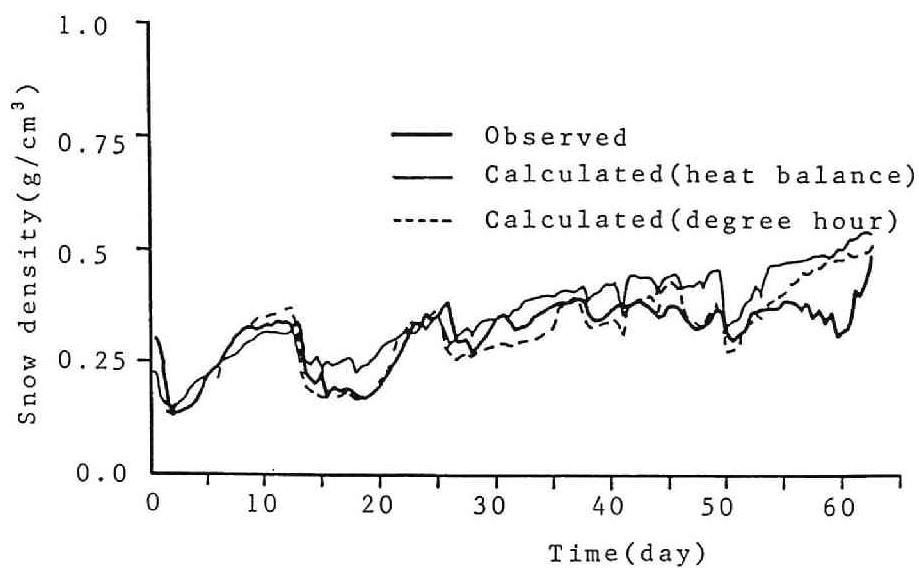


図 4.13 積雪密度の計算値と実測値の比較(1986年)

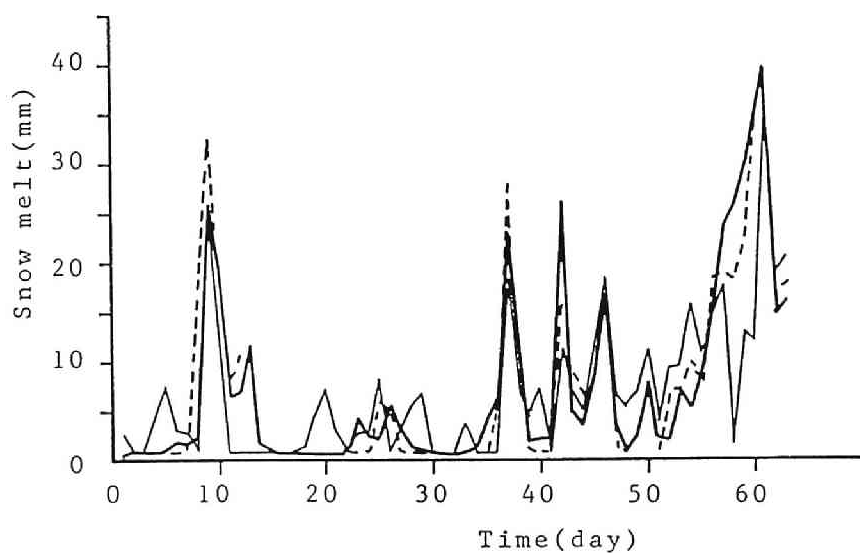


図 4.14 浸透融雪量の計算値と実測値の比較(1986年)

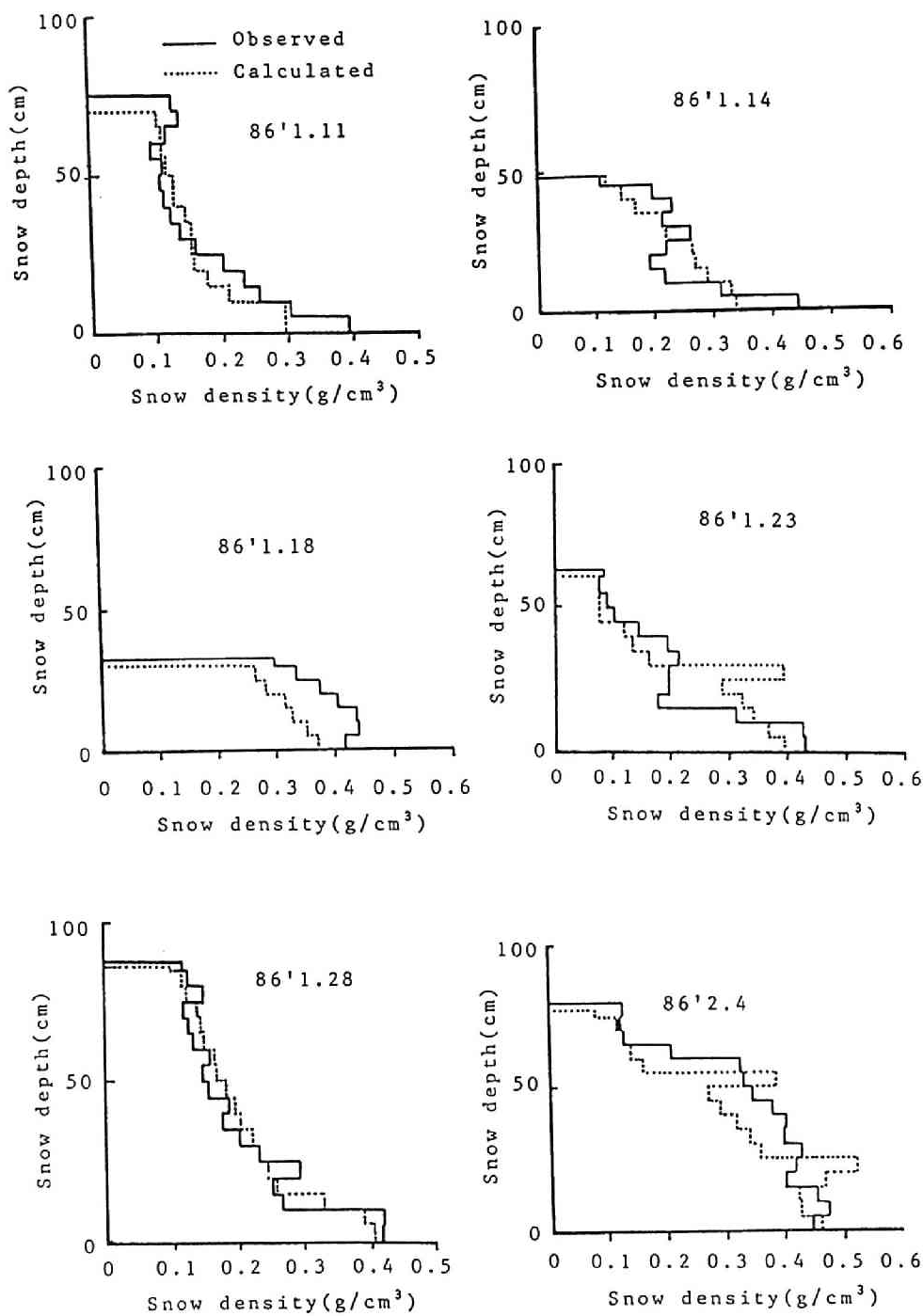


図 4.15 積雪密度分布の計算値と実測値の比較

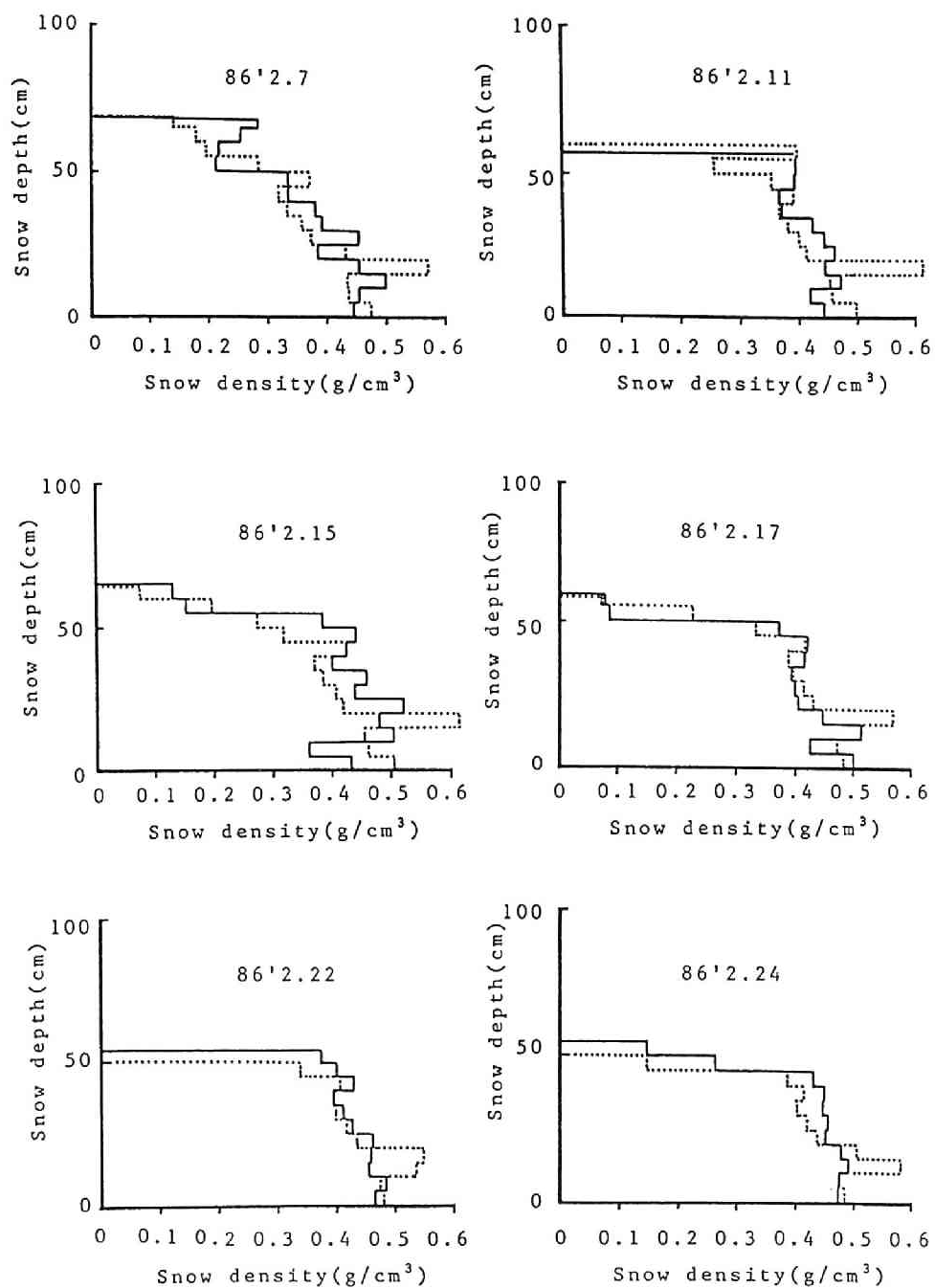


図 4.15 (続 き)

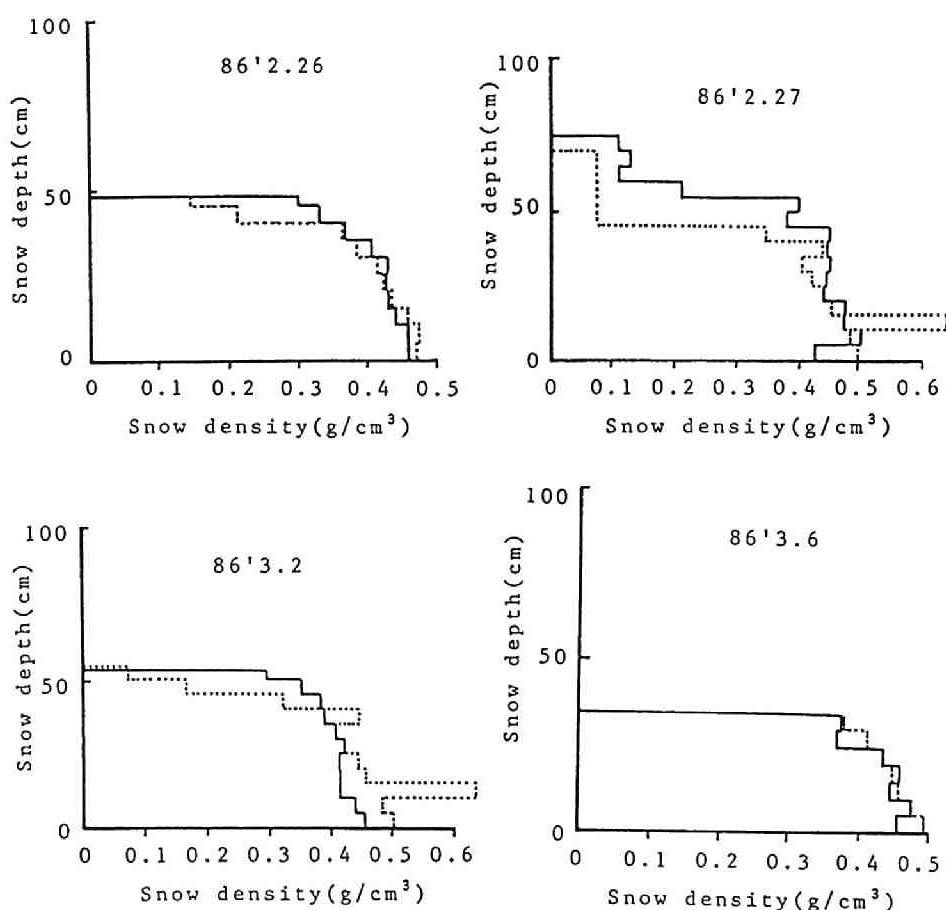


図 4.15 (続 き)

両者に大きな差はなく、熱収支法によれば実測データの無い地域に対しても本モデルが使用可能であることを示している。図4.10には積雪密度分布の計算値と実測値の比較の一例を示す。この図において、実測値は5cm間隔で測定され、計算値は一回の降雪を一層として計算されているので計算値を5cm間隔の密度に換算して表示している。これらの図を見ると毎日の積雪密度の分布の計算値と実測値も良く合っていることが分かる。この場合にも2つの計算法による結果に大きな差はみられない。

次に1985年～86年冬期の積雪深、積雪水量、全層平均密度および浸透流出量の計算結果をそれぞれ図4.11から図4.14に示す。これらの図を見ると、1984年～85年冬期同様、積雪深、積雪水量、全層密度および浸透流出量のいずれも実測値と計算値

は良く一致していると言える。この場合にも、熱収支法と経験法の計算結果に大きな差はない。また、図4.15の密度分布について見ても計算値と実測値はよく一致していることが分かる。以上の結果から、ここで提唱したモデルにより積雪深、積雪水量、全層平均積雪密度および浸透融雪量のみならず、密度分布に至るまで十分な精度で算定できることが示された。表面融雪量の計算に実測値に基づいて求められた経験式を用いた場合と熱収支法を用いた場合で両者の計算結果に大きな差はなく、実測値の無い場合においても降雪から融雪流出に至る一連の過程を再現し得ることが示された。

4.4 モデルの感度解析

前節においてここで提唱したモデルの実用性を実データへの適用により確かめたが、モデルの実用に当たってはモデルに含まれる各パラメータの感度解析を行っておくことが重要である。Richard²⁸⁾ は非線形システムの感度解析の方法について述べているが、ここでは次に示す相対誤差をモデル出力とし、表4.1に示すパラメータを標準パラメータとして用い、各パラメータを1個ずつ標準パラメータの周りで変化させ、これに対応する相対誤差の変化により感度を解析した。ただし、前節で述べたように本モデルでは積雪深、積雪水量、密度および浸透融雪量を算定するモデルであるが、ここでは積雪深、積雪水量および浸透融雪量に対する感度を解析した。

$$J_E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|F_{o,i} - F_{c,i}|}{F_{o,i}} \quad (4.22)$$

ここに、 J_E は相対誤差、 N は計算時間総ステップ、 $F_{o,i}$ は観測値、 $F_{c,i}$ は計算値である。

各パラメータに対する感度解析の結果を図4.16から図4.23に示す。図4.16の降雨と降雪の限界気温について見ると、積雪深、積雪水量および浸透融雪量ともに2.3℃付近から相対誤差が急激に減少し、標準パラメータとして用いた2.4℃より高い温度のところでは相対誤差の変化はほとんどなくほぼ一定となっている。このことから、およそ1℃の幅の狭い範囲で限界気温の感度は高く、限界気温の決定には注意を要することを示していると言えよう。

図4.17の粘性係数について見ると、積雪深の相対誤差にわずかな変化が見られるだけで他の積雪水量および浸透融雪量にはほとんど影響していないことが分かる。これは粘

表 4.1 感度解析に用いたモデルの基本パラメータ

パラメータ名	基本パラメータ値
降雨と降雪の限界気温	2.3
粘性係数	1.6
比例係数	21.0
下層への熱伝導比	0.1
地表面融雪量	0.42
新雪密度	0.065
新雪含水率	0.05
デグリアワーファクター 昼	3.28
夜	1.04

性係数が積雪の圧密沈下を支配するパラメータであることを考えれば当然と言える。しかし、粘性係数の感度は前述の限界気温に比べれば小さいと言える。図4.18の α についても同様のことが言えるが、粘性係数に比べてやや感度は大きい。

また、新雪の含水比、新雪密度ともに感度は小さく、標準パラメータはほぼ最適値と言える。積雪下面での融雪量については、標準パラメータより小さい値となるほど誤差が小さく、大きくなるほど誤差が大きくなる傾向がみられるものの感度自体はそれほど大きくない。積雪深、積雪水量および浸透融雪量の計算に最も大きく影響するのは表面融雪量算定のパラメータである。図4.23を見ると積雪深、積雪水量とも標準パラメータより10%小さい値で相対誤差が最小となっており、浸透融雪量については標準パラメータより小さいほど誤差が小さくなる傾向がある。いずれの場合も他のパラメータに比べて感度は大きいと言え、本モデルの使用においては融雪過程のサブモデルの精度を向上させることが重要であると言えよう。

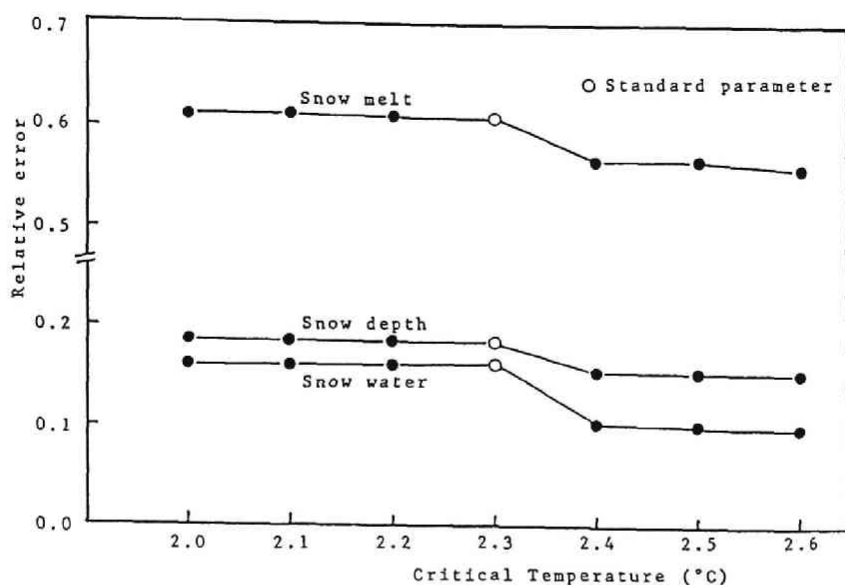


図 4.16 降雪判定の限界気温の感度

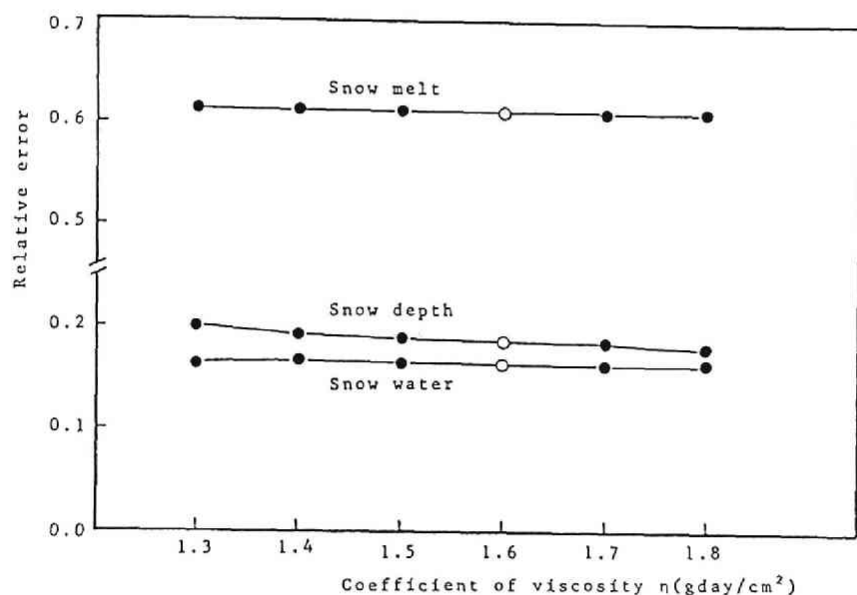


図 4.17 粘性係数 η の感度

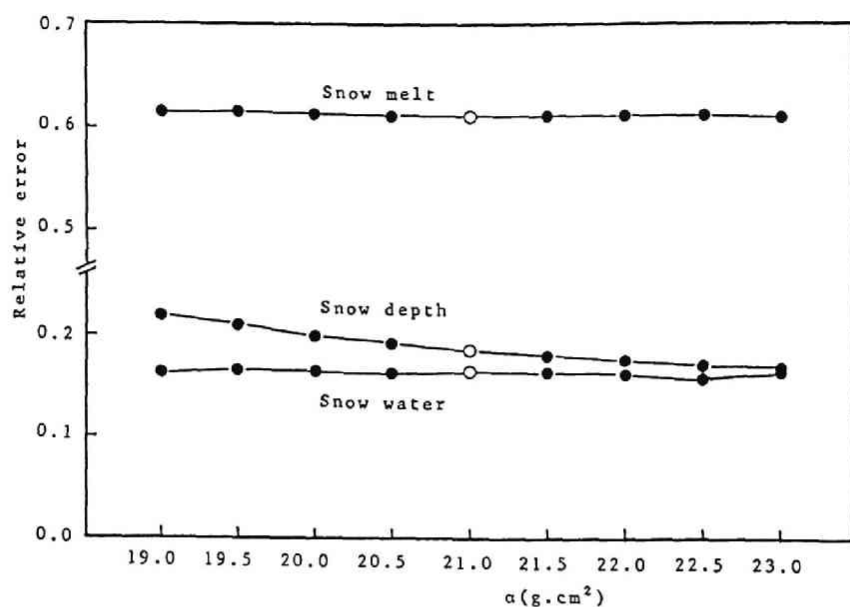


図 4.18 粘性係数の変化推定式の定数 α の感度

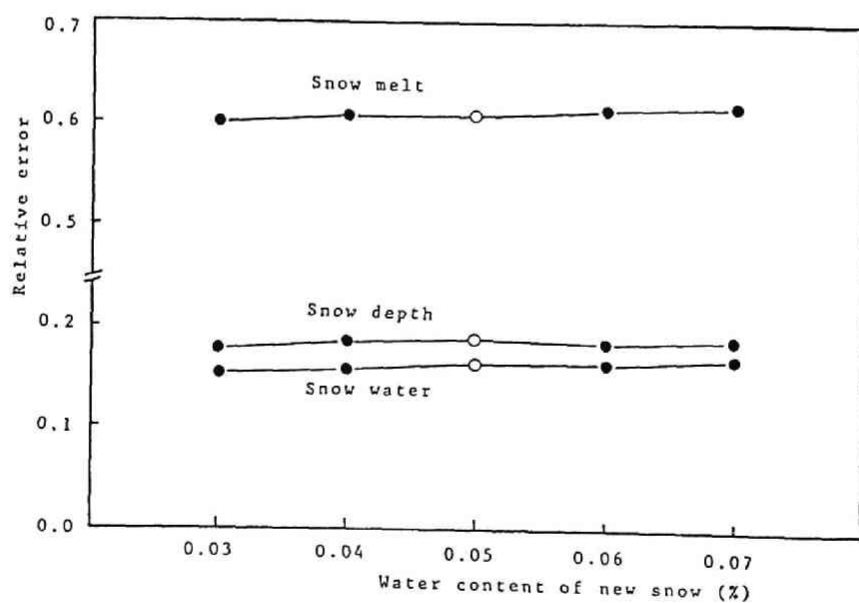


図 4.19 新雪密度の感度

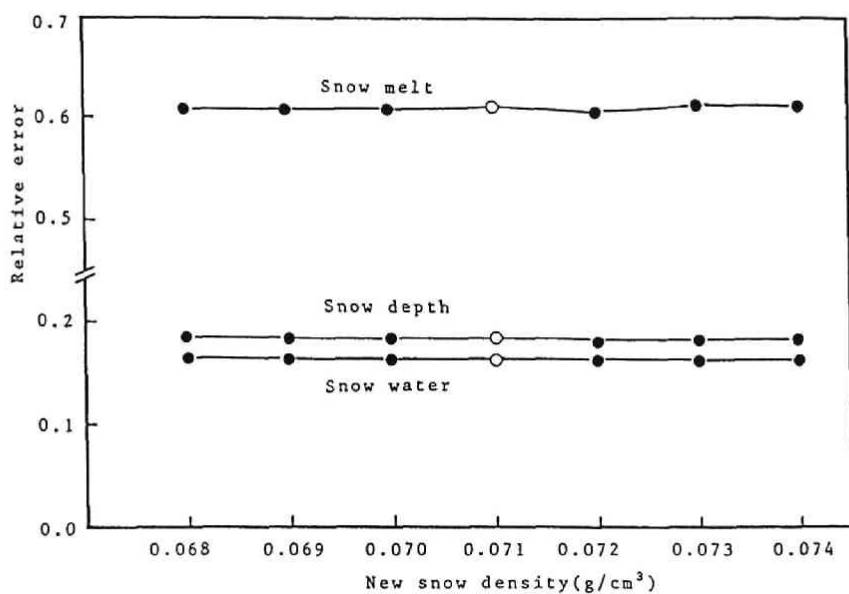


図 4.20 新雪密度の感度

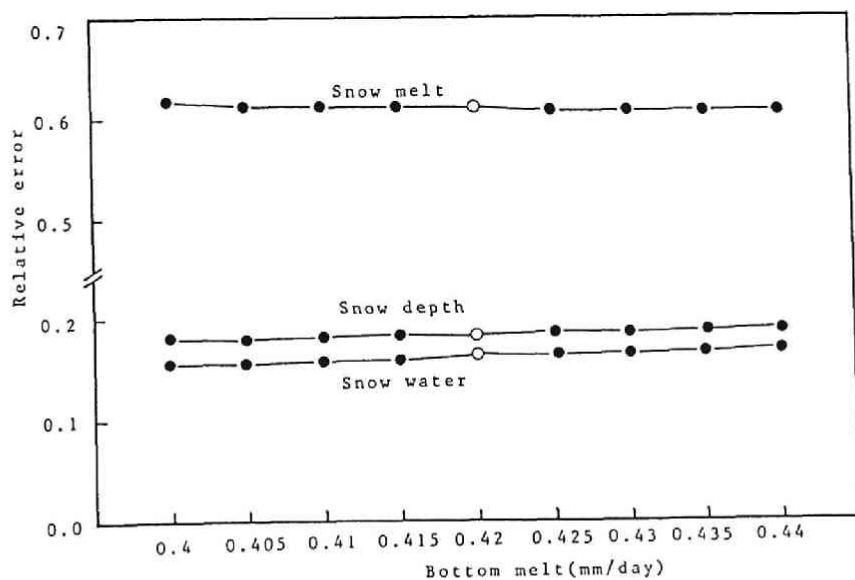


図 4.21 地表面融雪量の感度

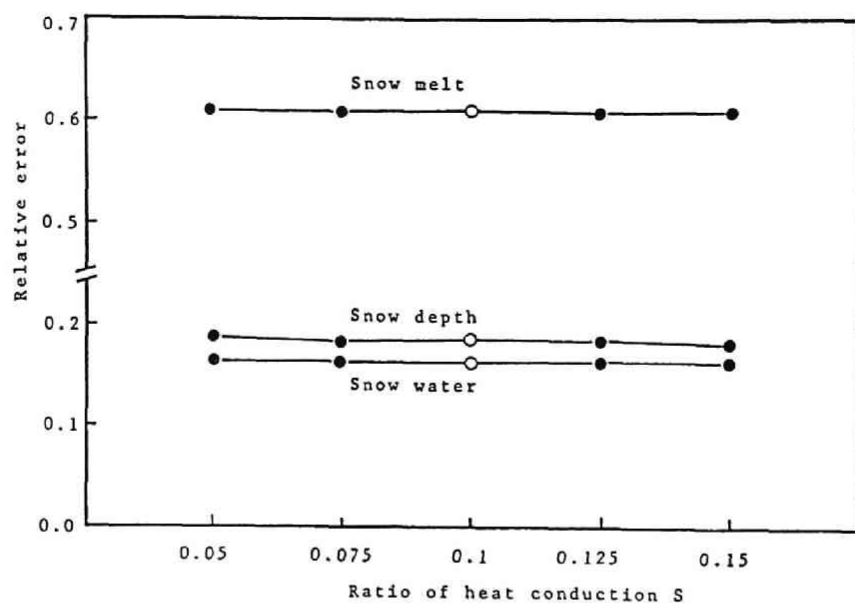


図 4.22 下層へ伝達される熱量の比 S の感度

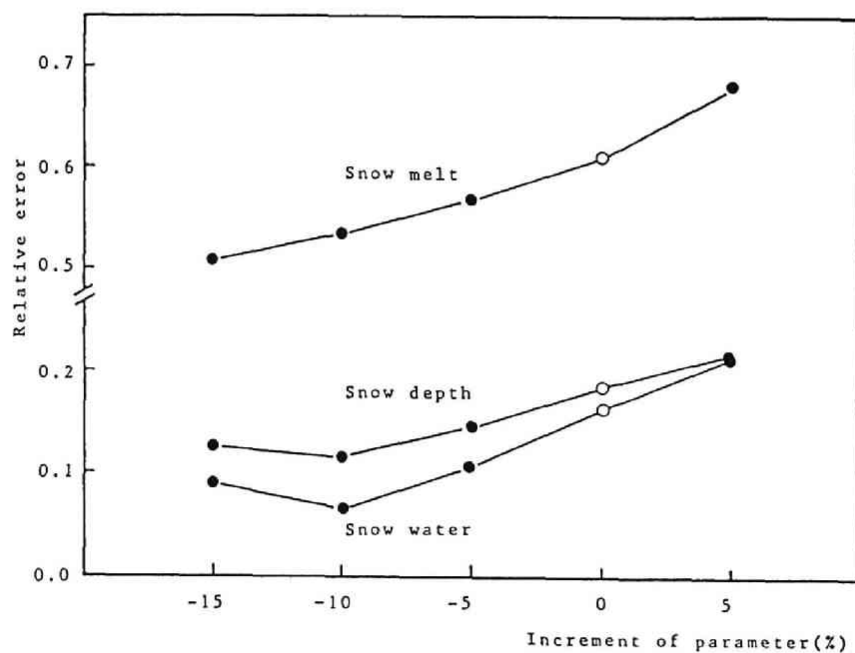


図 4.23 表面融雪量算定式の感度

4.5 結 語

本章では降雪から融雪水の浸透流出にいたる一連の過程を組み入れた積雪深、積雪水量、積雪密度および浸透融雪量を算定するためのモデルを提示し、観測値を基にモデルの各パラメータを定め、これを金沢での観測データに適用するとともにモデルパラメータの感度解析を行った。得られた結果を要約すれば次の通りである。

- 1) 金沢でのデータに適用した結果、積雪深、積雪水量、全層平均密度および浸透融雪量を十分な精度で算定できることが示された。さらに、密度分布もよく再現できることが確かめられた。
- 2) 降雪と降雨の限界気温は 2.4°C でありこれより小さい値では相対誤差が急に大きく なることが感度解析により確かめられた。
- 3) 感度解析の結果、表面融雪量の算定に関するパラメータの感度が最も大きく、ついで降雪の限界気温の感度が大きく他のパラメータの感度は小さいことが分かった。

参 考 文 献

- 1) 本山秀明：積雪深変化の推定法，水文水資源学会1988年研究発表会要旨集，pp. 32 - 33，1988.
- 2) 小島賢治：積雪層の粘性圧縮Ⅱ，低温科学物理編， Vol. 15， pp. 117 - 135，1956.
- 3) 小島賢治：積雪層の粘性圧縮Ⅲ，低温科学物理編， Vol. 16， pp. 167 - 196，1957.
- 4) 小島賢治：積雪層の粘性圧縮Ⅳ，低温科学物理編， Vol. 17， pp. 57 - 64，1958.
- 5) 太田岳史： 気温および降水量による山地積雪水量の経時変化の推定，雪氷， Vol. 51， No. 1， pp. 37 - 47， 1989.
- 6) 池淵周一，宮井宏，友村光秀：琵琶湖北部域の積雪・融雪・流出調査とその解析，京都大学防災研究所年報第27号B-2， pp. 197 - 220， 1984.
- 7) 池淵周一，竹林征三，友村光秀：積雪・融雪・流出水量予測モデルに関する研究，京都

大学防災研究所年報第28号B-2, pp.195-221, 1985.

8) 笹本誠, 堺茂樹, 平山健一他: 積雪深, 融雪水量予測モデルに関する研究, 土木学会第43回年次学術講演会講演概要集, pp.84-85, 1988.

9) 竹田茂嗣, 高瀬信忠, 宇治橋康行: 積雪深予測モデルに関する研究, 土木学会中部支部昭和63年度研究発表会講演概要集, pp.192-193, 1989.

10) 森田亜都子, 高瀬信忠, 宇治橋康行: 降積雪・融雪予測モデルに関する研究, 土木学会中部支部平成元年度研究発表会講演概要集, pp.124-125, 1990.

11) 高瀬信忠, 宇治橋康行: 積雪深, 積雪水量, 融雪量算定モデルに関する研究, 水文・水資源学会1990年研究発表会要旨集, pp.106-109, 1990.

12) 前出の5)

13) 前出の6)

14) 吉田順五: 雪の粘弾性及び雪の破壊抵抗, 低温科学物理編, Vol.10, pp.1-12, 1953.

15) 小島賢治: 積雪の粘弾性, 低温科学物理編, Vol.12, pp.1-13, 1954.

16) 日本建設機械化協会編: 新防雪工学ハンドブック, 森北出版, 1977.

17) 小島賢治: 積雪層の粘性圧縮 I, 低温科学物理編, Vol.14, pp.77-93, 1955.

18) Peater S. Eagleson: Dynamic Hydrology, pp.247-249, McGraw-Hill, 1970.

19) Colbeck, S. C. : A theory of water percolation in snow, Journal of Glaciology, vol.11, No.63, pp.369-385, 1972.

20) Wankiewicz, A. : A review of water movement in snow, Proceedings Modeling of Snow Cover Runoff, S.C.Colbeck and M.Ray Editors, pp.222-252, 1979.

21) 吉田順五: 融雪水の積雪内浸透, 低温科学物理編, Vol.23, pp.1-16, 1965.

22) 若浜五郎: 積雪内における融雪水の移動I, 低温科学物理編, Vol.21, pp.45-74, 1963.

23) 若浜五郎: 積雪内における融雪水の移動III, 低温科学物理編, Vol.26, pp.78-86, 1968.

24) 藤野和夫: 積雪内部での融雪水の流下速度の測定 I, 低温科学物理編 Vol.26,

p p. 87-100, 1968.

25) 藤野和夫: 積雪内部での融雪水の流下速度の測定 II, 低温科学物理編 Vol. 29, p p. 151-158, 1971.

26) 小林大二: 積雪中の融雪水の皮膜流下速度 I, 低温科学物理編, Vol. 31, p p. 135-142, 1973.

27) 前出の6)

28) Richard H. Mccuen: The Role of Sensitivity Analysis in Hydrologic Modeling, Journal of Hydrology, Vol. 18, p p. 37-53, 1973.

結 論

近年、首都圏、近畿圏をはじめとする都市部への人口資産の集中、生活様式の変化に伴う使用水量の増加あるいは農業形態の変化などのために水需給のアンバランスが顕在化し、わが国では渇水が頻発している。したがって、より効率的、より高度な水資源計画の策定と管理・開発が必要となってきた。本論文ではこのような現状を踏まえ、水資源計画・管理に関する2つの重要な問題を扱った。すなわち、水文変量の変動パターンの解析とデータの模擬発生および水資源としての融雪量および積雪水量の経時変動パターンの推定である。本論文で得られた成果を要約して結論としたい。

第1編においては、水資源計画・管理上必要となる水文量の時系列特性の解析とデータの模擬発生へのパターン認識概念の応用について検討した。

第1章では、水文変量の示す変動パターンの存在とその重要性を指摘し、本研究の意義と目的を明らかにした。

第2章においては、まず、水文変量の示す変動パターンにシーズンの概念を対応させ、水文量時系列をベクトル系列に分割する方法を示した。次いで、これらのベクトル群をパターンと見なし、パターン認識概念を用いてこれらのパターンを認識・分類し、得られたパターンクラスのパターン内構造およびパターン間構造の統計的解析に基づき時系列の変動パターンの解析とデータの模擬発生を行なうモデルを提案した。ここでパターン内構造には多変数正規分布を、パターン間構造には一次のMarkov連鎖を用いた。北陸地方の3地点の月降水量に対してモデルを適用した結果、パターン分類にISODATAアルゴリズムを用いることにより、水文時系列の変動パターン特性を十分認識・分類することが出来、さらに、データの模擬発生においても観測データの持つ種々の統計量を十分な精度で再現できることを示した。

第3章では第2章で示したモデルの異なる時間単位のデータへの適用性について検討した。旬単位のデータは強い非正規性を示すため、第2章で示した方法をそのまま用いた場合、変数変換を行ってもパターンベクトルのパターン間構造の多変数正規性が満たされない場合があることが示された。この場合にはデータの前処理としてClustering変換を行い、さらに、その後Karhunen - Loeve展開を用いた特徴抽出によりパターンベクトルを次元を減少させた特徴ベクトルに変換し、特徴ベクトルを対象として第2章で示した手法を適用することにより水文時系列の変動パターンの特性が認識・分類出来、データの模擬発生においても2次までのモーメントは十分再現できることを示した。また、シーズン

の概念の無い年単位データに対しては3年、すなわち3次元パターンベクトルを解析の対象とすることにより月単位の場合と同様の解析が可能であり、データの模擬発生においてもデータの持つ統計量を十分再現できることを示した。

第4章では、一雨降雨の変動パターンの解析とその計画降雨波形決定への応用について検討した。まず、計画降雨決定法として現在広く用いられている既往降雨の引き伸ばし法の問題点を明らかにし、続いて一雨降雨の定義を示した。この定義に従って抽出された一雨降雨の降雨波形の特性を表す量として総雨量、ピーク雨量および降雨継続時間を特徴として抽出し、これら3変量を正規化した後第2章および第3章で用いたISODATAアルゴリズムにより一雨降雨のパターン分類を行い、降雨群を短時間強雨型、長時間弱雨型などに分類した。さらに、各降雨パターンに属する一雨降雨に対して無次元累加雨量曲線を用いて前方集中型、一様降雨型、中央集中型、後方集中型に分類した。このようにして得られた各降雨パターンの代表パターンを計画雨量に対応して引き伸ばし、これを計画降雨波形とすることにより総雨量とピーク雨量の確率が著しく異なるという従来法の欠点を克服し、矛盾のない計画降雨波形を得ることが出来ることを示した。

第5章ではパターン認識概念を用いた水文データの解析を行うに当たって重要となるパターン分類化手法アルゴリズムのパラメータ選択基準について検討した。まず、データのパターン間構造(変数変換あるいは特徴抽出を行った場合も含める)が多変数正規性を満たし、データの模擬発生結果において2次までのモーメントが再現できる分類結果の中で目的関数(平均パターン間距離)を最小とする分類結果を最適分類結果と定義し、このような分類結果を与えるパラメータを最適パラメータと定義した。金沢、福井、富山の3地点の月単位降水量データを用い、数値的に最適パラメータの値について検討した結果、ISODATAアルゴリズムの8個のパラメータは初期クラスター中心の数 N_c 、初期クラスター中心ベクトル Z_0 、最大反復回数 I_{max} 、集中化するクラスターペアの数 L はそれぞれ、 $N_c=1$ 、 $Z_0=(0, \dots, 0)$ 、 $I_{max}=200$ 、 $L=1$ に固定して良いことを示した。さらに、残された4個のパラメータ、望むクラスターの数 M 、必要最小パターン数 M_0 、標準偏差ベクトル σ_0 、最小パターン間距離 δ の最適パラメータを求め、以下のような最適パラメータの選択基準を得た。 M は9~10、 M_0 は5~15、 σ についてはパターンベクトルの各要素の標準偏差の最小値、 δ については各シーズンの平均ベクトル間の距離の最小値。この結果、ISODATAアルゴリズムを用いた経験の無い者であっても上の選択基準に従ってパラメータを選べば最適分類結果を得ることが出来るようにした。

第2編では金沢における冬期連続観測に基づき、水資源としての積雪水量および融雪水量の経時変動パターンの算定法について検討した。

第1章では、わが国における水資源としての雪の重要性を述べ、さらにこれまでの雪に関する研究経過を概観し、本研究の位置づけを行った。

第2章では冬期の積雪下面融雪量についてスノーライシメータを用いた冬期連続観測と積雪下面での熱収支に基づく推定により、その実態を明らかにした。その結果、地中伝導熱による積雪下面での融雪量の計算値の平均は4年間で $0.84\text{ mm/日} \sim 1.56\text{ mm/日}$ であり、総量は $32\text{ mm} \sim 96\text{ mm}$ であった。これらの値は融雪最盛期の表面融雪量に比べれば小さいが、全融雪量に占める割合は10%前後であり、水資源としての融雪を考える場合無視できない値である。また、北陸地方の主な河川の冬期河水流量の値とほぼ等しく、積雪下面での地中伝導熱による融雪量が河川の冬期の河水流量の支配的因子であることが分かった。また、容量式水分計を用いて実験斜面内の含水比の分布を連続観測し、積雪期間中の土中の含水比は融雪最盛期までほとんど変化せず融雪最盛期にはいると急激に含水比が増加することを明らかにした。

第3章では質量法による表面融雪量の測定を行い、単純な気温因子のみによる表面融雪量の算定および容易に入手できる気象因子を用いた熱収支法による表面融雪量の算定について検討した。その結果、表面融雪予測のための気温因子としては一日の正の積算気温、昼間の平均気温が融雪量との相関が最も高く予測因子として優れていることが分かった。昼間の正の積算気温、日平均気温も予測因子として使うことが可能であるが日最高気温との相関は悪く予測因子としては使えないことを示した。気温、風速、水蒸気圧等の比較的に入手可能な気象因子を用い、日射量の算定に近藤の式、長波長収支の算定にはBrunt—山本の式、顕熱伝達および潜熱伝達の算定にバルク法を用いた熱収支法により表面融雪量を求めた結果は観測値と良く一致し、熱収支の各項の観測値の無い地点においても熱収支法による融雪量の算定が可能であることを示した。熱収支式の各項の評価から、北陸地方では顕熱が融雪熱に大きな割合を占めることが明かとなった。

第4章では降積雪現象の観測に第2章および第3章の結果を加え、降雪から融雪流出に至るまでの一連の物理過程を組込んだ積雪深、積雪水量、密度分布、融雪流出量の経時変動を算定するモデルについて検討した。観測の結果、降雨か降雪であるかの限界気温は 2.4°C であり、新雪の平均密度は 0.068 g/cm^3 であった。表面融雪の算定に気温因子との相関を用いた場合と第3章で示した熱収支法を用いた場合の2つのモデルを金沢での観測データに適用した結果、両モデルとも積雪深、積雪水量、密度分布および融雪量の経時変動パターンを十分な精度で算定できることが示された。また本モデルのパラメータの感度は表面融雪の算定に含まれるパラメータの感度が最も高いことが分かった。

以上述べた本研究で得られた成果が、今後、益々厳しさを増すであろうわが国の水需給

関係を緩和するための水資源計画・管理に役立てば、これ以上著者の幸いとするところはない。

謝 辞

著者が水文学を志して15年になる。本研究は最近8年間の成果を取りまとめたものである。未だ浅学非才の著者に本研究をまとめる機会を与えて下さった京都大学高棹琢馬教授に衷心より感謝し、厚く御礼申し上げます。

京都大学防災研究所池淵周一教授には日頃から研究会等を通じて勉強の機会を与えて頂くとともに、水文学に関して御教示頂き、さらに、本研究をまとめるに当たって御指導頂きましたことに深く感謝致します。

また、京都大学椎葉充晴助教授には、本論文作成に当たって数多くの助言を頂きました。ここに厚く御礼申し上げます。

著者を水文学の世界に誘い、また、著者が金沢大学に奉職して以来、これまで暖かく見守り、御指導下さいました金沢大学高瀬信忠教授に深く感謝致します。

また、本論文を作成するに当たって、金沢大学石田啓教授には、専門とされている海岸工学とは畑違いであるにもかかわらず数多くの助言と励ましを頂いた。ここに深甚の謝意を表します。

金沢大学工学部旧土木工学科および土木建設工学科の院生・学生諸氏には実験、観測、計算等に協力して頂いた。ここに感謝の意を表します。また、金沢大学旧土木工学科、旧建設工学科および土木建設工学科の諸先生方並びに職員の方々にも色々お世話になりました。ここに厚く御礼申し上げます。

末尾ながら、これまで著者を育ててくれた家族に感謝するとともに、著者の教育・研究生活を内から支えてくれた妻庸子に深く感謝します。また、妻の家族にも感謝します。

最後に、この拙文を今は亡き父に捧げ、冥福を祈ります。

